



**HAL**  
open science

# Développement d'une approche de 'Prognostics and Health Management' pour l'infrastructure ferroviaire

Mehdi Brahimi

► **To cite this version:**

Mehdi Brahimi. Développement d'une approche de 'Prognostics and Health Management' pour l'infrastructure ferroviaire. Performance et fiabilité [cs.PF]. Université Bourgogne Franche-Comté, 2018. Français. NNT : 2018UBFCD026 . tel-04620219

**HAL Id: tel-04620219**

**<https://theses.hal.science/tel-04620219>**

Submitted on 21 Jun 2024

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# SPIM

## Thèse de Doctorat

UFC

école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques  
UNIVERSITÉ DE FRANCHE-COMTÉ

UNIVERSITÉ DE  
FRANCHE-COMTÉ

Développement d'une approche de  
"Prognostics and Health  
Management" pour l'infrastructure  
ferroviaire

■ MEHDI BRAHIMI



# SPIM

## Thèse de Doctorat

UFC

école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**  
UNIVERSITÉ DE FRANCHE-COMTÉ

UNIVERSITÉ DE  
FRANCHE-COMTÉ

THÈSE présentée par

**MEHDI BRAHIMI**

pour obtenir le

Grade de Docteur de  
l'Université de Franche-Comté

Spécialité : **Automatique**

### Développement d'une approche de "Prognostics and Health Management" pour l'infrastructure ferroviaire

Unité de Recherche : FEMTO-ST, UMR CNRS 6174

Soutenue le 21 Septembre 2018 devant le Jury :

LOUISE <b>TRAVÉ-MASSUYES</b>	Présidente	Professeur des Universités, INT, Toulouse
ANTOINE <b>GRALL</b>	Rapporteur	Professeur des Universités, UTT, Troyes
ALEXANDRE <b>DOLGUI</b>	Examineur	Professeur des Universités, IMT Atlantique, Nantes
ANTOINE <b>TAHAN</b>	Examineur	Professeur des Universités, ETS, Montréal
KAMAL <b>MEDJAHER</b>	Directeur de thèse	Professeur des Universités, ENIT, Tarbes
NOUREDDINE <b>ZERHOUNI</b>	Co-encadrant de thèse	Professeur des Universités, ENSMM, Besançon
MOHAMMED <b>LEOUATNI</b>	Co-encadrant de thèse	Ingénieur, ALSTOM, Saint-Ouen



*Á mes très chers parents*  
*Á mes sœurs*  
*Á Amina Afaf*  
*Á mes amis*



# Remerciements

Je tiens à remercier tout d'abord mes encadrants, le Pr. Kamal Medjaher, le Pr. Noureddine Zerhouni et M. Mohammed Leouatni, pour la confiance qu'ils m'ont accordée, leur soutien et suivi constants, leurs précieux conseils et leur disponibilité tout au long de cette thèse.

Je remercie également Mme. le Pr. Louise Travé-Massuyes et M. le Pr. Antoine Grall pour l'intérêt qu'ils portent au travail réalisé en acceptant d'être rapporteurs de ce mémoire. Mes remerciements s'adressent également à M. le Pr. Alexandre Dolgui et M. le Pr. Antoine Tahan pour leur participation au jury en tant qu'examineurs.

Je remercie aussi le Dr. Sid-Ahmed Chentouf pour son aide précieuse pour les simulations et le retour d'expérience de thèse. Je remercie également le Dr. Pierre Dersin pour m'avoir soutenu, pour les échanges et débats autour de la sûreté de fonctionnement et le PHM, ainsi que son aide et de sa confiance.

Je tiens à témoigner ma reconnaissance à l'ensemble du personnel du laboratoire AS2M de l'institut FEMTO-ST pour leur accueil chaleureux, leur sympathie et amitié. Spécialement à : Kamran et Ahmed. De la même manière, je remercie mes collègues d'Alstom : Frédéric Le-Corre, Igor Lyon-Caen, Christophe Sanguina, Algassimou Diallo, Sébastien Thomas, Yannick Le-Boulvais, Olivier Chantal, Matthieu de Chevron Villette, Alexandre Fazaa, Laurent Notte, Julien Roquès, Dr. Marius Iordache, Aroshan Hewage, Gilles Lallouff, Dr. Olivier Langlois, Cedric Desmarais, Maryvonne Rebibo, Anne Francois, Dr. Cédric Le-Saux, Dr. Aurélie Urbain, Dr. Benjamin Lamoureux, Dr. Diego Tobon-Mejia ; Dr. Baptiste Labarthe ; Clémence Petit, Pauline Lambard, Dr. Andrea Staino, Quentin Thevenet, Dr. Alexandre Trilla, Alexis Blain, Erwan Bosc, Karim Dehili, Ivan Robet, Jérôme Barbotin et Tao Liu.

Ces remerciements ne seraient pas complets sans mentionner les contributeurs audiophoniques qui m'ont accompagné durant l'élaboration et surtout la rédaction de cette thèse, c'est à dire Mac Demarco, Miles Davis, Rex Orange County, Fujito Kumi, Miki Matsubara, Cosmo Pyke, Casiopea, Yussef Kamal, Tatsuro Yamashita, Fleet Foxes, [www.delicieuse-musique.com](http://www.delicieuse-musique.com), et F.I.P.

Enfin, je voudrais remercier tout particulièrement ma famille pour me supporter durant toutes ces années et Amina qui m'a transmis toutes ses ondes positives pour finir ce manuscrit.





# Table des matières

<b>Acronymes &amp; notations</b>	<b>xv</b>
<b>Publications</b>	<b>xv</b>
<b>Acronymes &amp; notations</b>	<b>xvii</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>1 « Prognostics and Health management » pour l’infrastructure ferroviaire</b>	<b>9</b>
1.1 Introduction . . . . .	10
1.1.1 Évolution des stratégies de maintenance . . . . .	10
1.1.2 Maintenance corrective . . . . .	11
1.1.3 Maintenance préventive systématique . . . . .	12
1.1.4 La maintenance conditionnelle (CBM <sup>1</sup> ) . . . . .	12
1.1.5 The Prognostics and Health Management (PHM) . . . . .	13
1.2 Pourquoi le PHM pour l’infrastructure ferroviaire ? . . . . .	18
1.2.1 Contexte général . . . . .	18
1.2.2 Quelle maintenance pour l’infrastructure ferroviaire ? . . . . .	19
1.2.3 La maintenance conditionnelle et prévisionnelle : levier pour l’innovation . . . . .	20
1.2.4 L’infrastructure ferroviaire . . . . .	21
1.2.5 Le système de captage de courant pantographe-caténaire et terminologie spécifique au ferroviaire . . . . .	23
1.2.6 L’alimentation électrique des motrices . . . . .	23
1.3 Développement d’un système PHM pour l’infrastructure ferroviaire . . . . .	28
1.3.1 Approche générique pour le développement d’un système PHM . . . . .	28
1.3.2 Développement d’un système PHM pour l’infrastructure ferroviaire . . . . .	32
1.4 Conclusion . . . . .	39

---

1. La maintenance conditionnelle et prévisionnelle est appelée Condition-Based Maintenance en Anglais

<b>2</b>	<b>Surveillance du système pantographe-caténaire</b>	<b>41</b>
2.1	Introduction . . . . .	42
2.2	Identification des composants critiques . . . . .	42
2.2.1	Méthodologies d'identification des composants critiques . . . . .	43
2.2.2	Approche proposée pour l'identification des composants critiques du système caténaire . . . . .	46
2.3	Mesure pour la surveillance du système pantographe-caténaire . . . . .	53
2.3.1	Paramètres géométriques . . . . .	55
2.3.2	Paramètres mécaniques . . . . .	56
2.3.3	Paramètres électriques . . . . .	56
2.3.4	Synthèse . . . . .	56
2.4	Acquisition des données pour la surveillance de la caténaire . . . . .	57
2.4.1	Les capteurs mécaniques . . . . .	59
2.4.2	Les capteurs optiques . . . . .	60
2.4.3	Les capteurs à ultrasons . . . . .	62
2.4.4	Synthèse . . . . .	63
2.5	Prétraitement des données pour la surveillance du système pantographe- caténaire . . . . .	64
2.6	Conclusion . . . . .	66
<b>3</b>	<b>Diagnostic du système caténaire</b>	<b>69</b>
3.1	Introduction . . . . .	71
3.2	Approches de diagnostic de la caténaire – état de l'art . . . . .	71
3.2.1	Module de diagnostic . . . . .	73
3.2.2	Approches de diagnostic de la caténaire basée sur la détection d'arcs	75
3.2.3	Approches de diagnostic basée sur les méthodes de traitement d'image . . . . .	76
3.2.4	Approches de diagnostic basée sur la force de contact et les accé- lérations du système pantographe-caténaire . . . . .	77
3.2.5	Synthèse . . . . .	78
3.3	Identification des moyens de génération des données de surveillance pour le diagnostic de la caténaire . . . . .	80
3.3.1	Les données de modèles d'interaction pantographe-caténaire . . . . .	81
3.3.2	Les données d'essais pantographe caténaire . . . . .	81
3.3.3	Les données de surveillance provenant du "terrain" . . . . .	81
3.3.4	Synthèse . . . . .	82
3.4	Proposition d'une approche de diagnostic de la caténaire guidée par les données . . . . .	82
3.4.1	Prétraitement des données . . . . .	85
3.4.2	Extraction de descripteurs de la force de contact pour le diagnostic	86
3.4.3	Sélection des caractéristiques de la force de contact . . . . .	91
3.4.4	Théorie des "Support Vector Machines" (SVM) . . . . .	93
3.4.5	Machines à vecteurs de support multi-classes . . . . .	95
3.4.6	Évaluation du modèle SVM . . . . .	96

3.5	Application de l'approche de diagnostic . . . . .	96
3.5.1	Le système caténaire et ces composants critiques pour le diagnostic . . . . .	97
3.5.2	Données de force de contact pour l'application de la procédure de diagnostic . . . . .	99
3.5.3	Prétraitement des données et extraction des descripteurs . . . . .	103
3.5.4	Application aux données de simulation : résultats de la sélection des descripteurs et de la classification des défauts . . . . .	104
3.5.5	Application aux données de simulation : résultats de la sélection des descripteurs et de la classification des défauts . . . . .	108
3.6	Discussion des résultats et perspectives pour le déploiement de la procédure de diagnostic . . . . .	112
3.6.1	Discussion des résultats . . . . .	112
3.7	Mise en œuvre industrielle : déploiement de la procédure de diagnostic . . . . .	114
3.8	Conclusion . . . . .	117
<b>4</b>	<b>Pronostic du fil de contact de la caténaire . . . . .</b>	<b>119</b>
4.1	Introduction . . . . .	120
4.2	Pronostic de l'usure du fil de contact – état de l'art . . . . .	120
4.2.1	Approches de pronostic dans la littérature scientifique . . . . .	123
4.2.2	Pronostic du fil de contact de la caténaire dans la littérature . . . . .	128
4.2.3	Synthèse . . . . .	135
4.3	Identification des moyens de génération des données de surveillance pour le pronostic du fil de contact . . . . .	136
4.3.1	Les données de modèles modèle d'usure utilisant un modèle d'interaction pantographe-caténaire . . . . .	137
4.3.2	Les données issues de banc d'essai d'usure pour les bandes de captage et le fil de contact . . . . .	137
4.3.3	Les données de d'usure du fil de contact provenant du "terrain" . . . . .	138
4.3.4	Synthèse . . . . .	138
4.4	Proposition d'une approche de pronostic du fil de contact par filtrage . . . . .	139
4.4.1	Phase hors ligne : construction du modèle de dégradation . . . . .	141
4.4.2	Phase en ligne : pronostic par filtre de Kalman . . . . .	142
4.5	Application de l'approche de pronostic . . . . .	144
4.5.1	Établissement du modèle empirique de dégradation (phase hors ligne) . . . . .	145
4.5.2	Paramétrage du filtre . . . . .	149
4.5.3	Application : prédiction de l'usure . . . . .	150
4.6	Mise en œuvre industrielle de l'approche de pronostic . . . . .	152
4.7	Conclusion . . . . .	154
<b>5</b>	<b>Conclusion et perspectives . . . . .</b>	<b>157</b>
	<b>Bibliographie . . . . .</b>	<b>163</b>

Annexes	179
Annexe A Alimentations électriques	179
Annexes	179
Annexe B Modélisation pantographe-caténaire	181
Annexe C Comparaison des descripteurs des données de simulations et des données d'essais en ligne	185

# Table des figures

1.1	Évolution des stratégies de maintenance. . . . .	10
1.2	Stratégies de la maintenance selon la norme NF EN 13306 (AFNOR, 2001). . . . .	11
1.3	Les sept modules de l'OSA-CBM pour le PHM. . . . .	13
1.4	Architecture fonctionnelle du PHM. (Bonissone, 2006) . . . . .	14
1.5	Diagnostic vs. Pronostic. . . . .	17
1.6	Représentation du système ferroviaire (Putallaz, 2007). . . . .	22
1.7	Alimentation électrique des trains. . . . .	24
1.8	Caténaire 25kV à courant alternatif à gauche et caténaire 1500V à courant continu à droite. . . . .	25
1.9	Armement pour une caténaire de type 3000 V, 15 kV, 25 kV ou 2×25kV. . . . .	25
1.10	Illustration du désaxement du fil de contact. . . . .	26
1.11	Illustration du système de tension sur une section de 1400 m. . . . .	27
1.12	Composants des pantographes GPU (gauche) et CX (droite). . . . .	28
1.13	Architecture classique d'un système de surveillance. . . . .	33
1.14	Architecture d'un système de surveillance pour l'infrastructure ferroviaire. . . . .	34
1.15	Architecture d'un système PHM pour un système composant l'infrastructure ferroviaire. . . . .	35
1.16	Procédure proposée pour le développement de la solution logicielle PHM. . . . .	38
2.1	Exemple d'un arbre de défaillances pour un réservoir. . . . .	45
2.2	Sélection des composants critiques en fonction des objectifs du système PHM. . . . .	46
2.3	Sélection des composants critiques en fonction des objectifs du système PHM. . . . .	48
2.4	Fréquence de défaillance en fonction du temps moyen de la panne pour les différents composants de la caténaire. . . . .	51
2.5	Les types de capteurs pour la surveillance du système pantographe-caténaire et les mesures effectuées. . . . .	58
2.6	Module de capteurs Alstom pour la mesure de la force de contact. . . . .	59
2.7	Système de mesure de l'usure du fil de contact développé par l'institut Fraunhofer (Fraunhofer-Gesellschaft, 2016). . . . .	61

2.8	Exemples de capteurs FBG. . . . .	63
2.9	Vue satellite de données d'acquisition GPS (points bleus) avec les coordonnées GPS d'une zone singulière (petits carrés blancs). . . . .	66
3.1	Première étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	72
3.2	Classification des différentes approches de diagnostic. . . . .	74
3.3	Deuxième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	80
3.4	Troisième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	83
3.5	Diagramme représentant une vue globale de la méthode de diagnostic proposée. . . . .	85
3.6	Processus de prétraitement des données, la force de contact mesurée est subdivisée en fonction de la position des poteaux caténaire. . . . .	86
3.7	Processus de prétraitement des données, la force de contact mesurée est subdivisée en fonction de la position des poteaux caténaire (Worden et al., 2011a). . . . .	87
3.8	Illustration d'une portée de caténaire avec deux positions différentes de pendule défaillant. . . . .	88
3.9	PSDs de la force de contact pour une portée avec un pendule manquant (- -) et une portée sans défaillance de pendule (-). . . . .	89
3.10	Illustration des zones équivoques (en vert) lors de la réalisation d'une approche OVA (à gauche) et d'une approche OVO (à droite) pour une classification à 3 classes (Bishop, 2006a). . . . .	95
3.11	Quatrième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	96
3.12	Griffe de jonction installée sur le fil de contact. . . . .	98
3.13	Pendule d'une caténaire cassé. . . . .	98
3.14	Illustration de l'angle entre le bras de rappel et l'anti-balançant. . . . .	99
3.15	Principe de modélisation d'un logiciel de simulation d'interaction pantographe-caténaire. . . . .	100
3.16	Illustration du type de portée utilisé pour les simulations et des positions des pendules défectueux. . . . .	101
3.17	Instrumentation de mesure des données d'effort et d'accélération de la tête de captage installée en toiture du train. . . . .	102
3.18	Représentation 3D des différentes classes de d'état du système pour les données de simulation pour trois descripteurs : le facteur de crête, de l'aplatissement et l'hyverskweness. . . . .	104
3.19	Représentation 3D des différentes classes de d'état du système pour les données de d'essais pour trois descripteurs : le facteur de crête, de l'aplatissement et l'hyverskweness. . . . .	105
3.20	Scores de Fisher obtenu pour les 19 descripteurs pour les données de simulation. . . . .	106

3.21	Les scores F-mesure moyens obtenus pour les différents sous-ensembles de descripteurs pour les données de simulation. . . . .	106
3.22	Scores de Fisher obtenu pour les 19 descripteurs pour les données de simulation. . . . .	108
3.23	Les scores F-mesure moyens obtenus pour les différents sous-ensembles de descripteurs pour les données de simulation. . . . .	109
3.24	Comparaison des scores F1 obtenus pour les différents modèles de classification utilisés. . . . .	114
3.25	Dernière étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	115
3.26	Approches pour la mise en place industrielle de l'approche. . . . .	117
4.1	Première étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	121
4.2	Représentation du pronostic et de l'estimation de la RUL. . . . .	122
4.3	Approche de pronostic hybride en série. . . . .	126
4.4	Approche de pronostic hybride en parallèle. . . . .	126
4.5	Classification des approches de pronostic. . . . .	127
4.6	Classification des approches de pronostic. . . . .	129
4.7	Classification des approches de pronostic. . . . .	129
4.8	Deuxième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	136
4.9	Procédure d'utilisation du modèle d'usure pour la prediction de l'usure du fil de contact ((Bucca and Collina, 2015)). . . . .	137
4.10	Banc d'essai d'usure simulant l'interaction pantographe-caténaire ((Bocciolone et al., 2004)). . . . .	138
4.11	Troisième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	140
4.12	Troisième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM. . . . .	141
4.13	Quatrième étape du processus de développement de la solution logicielle de pronostic pour le PHM. . . . .	144
4.14	Distribution associée à la force de contact sous un bras de rappel. . . . .	145
4.15	Distribution associée à la force de contact sous un bras de rappel. . . . .	146
4.16	Distribution associée à la force de contact en milieu de portée. . . . .	147
4.17	Courant d'un point de la caténaire en fonction du temps. . . . .	147
4.18	Distribution associée au courant pour un point de la caténaire. . . . .	148
4.19	Trajectoires d'usure après simulation de Monte Carlo avec l'enveloppe des incertitudes. La courbe - pour le milieu de portée et la courbe - pour le bras de rappel. . . . .	149
4.20	Données extraites de (Bucca and Collina, 2015) représentant l'usure du fil de contact en deux positions pour une durée de 36 mois. . . . .	150
4.21	Résultats du suivi d'état pour l'implémentation du filtre de Kalman appliquée au cas de test pour 4 mesures. . . . .	151



4.22	Résultats de l'estimation d'état et de la prédiction à différents temps. . . .	151
4.23	Résultats de l'estimation d'état et de la prédiction à différents temps. . . .	152
4.24	Dernière étape du processus de développement de la solution logicielle de pronostic pour le PHM. . . . .	153
B.1	Illustration de l'angle entre le bras de rappel et l'anti-balançant. . . . .	182
C.1	Histogrammes de descripteurs 1-4 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange). . . . .	186
C.2	Histogrammes de descripteurs 5-8 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange). . . . .	187
C.3	Histogrammes de descripteurs 9-12 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange). . . . .	188
C.4	Histogrammes de descripteurs 13-16 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange). . . . .	189
C.5	Histogrammes de descripteurs 17-19 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange). . . . .	190

# Liste des tableaux

1.1	Approches proposée dans la littérature pour le développement d'un système PHM. . . . .	31
2.1	Exemple d'une analyse AMDE pour le fil de contact . . . . .	44
2.2	Scores SRI obtenus par composant. . . . .	48
2.3	Impact des défaillances de composants caténaire sur les retards des trains. . . . .	49
2.4	Table de décision pour les composants critiques de la caténaire . . . . .	52
2.5	Exemples de paramètres à mesurer pour une application PHM. . . . .	55
2.6	Paramètres mesurables pour le diagnostic de la caténaire. . . . .	57
3.1	Classification des approches de diagnostic pour la caténaire. . . . .	79
3.2	Exemple de descripteurs statistiques. . . . .	87
3.3	Liste des caractéristiques extraites de la force de contact. . . . .	91
3.4	Résumé des signaux de force de contact obtenus par les essais dynamiques. . . . .	103
3.5	Matrice de confusion obtenue pour les données de simulation. . . . .	107
3.6	Matrice de confusion obtenue pour les données de simulation. . . . .	110
3.7	Les différentes partitions apprentissage-test pour les données d'essais. . . . .	110
3.8	F1-score obtenus lors de l'entraînement par validation croisée et lors du test pour différentes partitions des données. . . . .	111
3.9	Matrice de confusion obtenue pour les données d'essais pour une partition apprentissage-test de 50-50%. . . . .	111
3.10	Matrice de confusion obtenue pour les données d'essais pour une partition apprentissage-test de 62.5-37.5%. . . . .	111
3.11	Matrice de confusion obtenue pour les données d'essais pour une partition apprentissage-test de 87.5-12.5%. . . . .	112
4.1	Variables du modèle d'usure heuristique du fil de contact de Politecnico di Milano. . . . .	134
A.1	Les différents types d'alimentation électrique en Europe . . . . .	180



# Publications de l'auteur

L'ensemble des travaux et résultats présentés dans cette thèse a fait l'objet de publication dans des revues et des conférences internationales :

## Revues internationales avec actes et comité de lecture

- Brahim, M., Medjaher, K., Leouatni, M., & Zerhouni, N. (2017). Prognostics and Health Management for an Overhead Contact Line System-A Review. *IJPHM Special Issue on Railways & Mass Transportation*, 8(058), 16.
- Chentouf, SA., Brahim, M., & Leouatni, M. (2018). Analysis of exploitation parameters on the wear rate of catenary contact wire. *Vehicle System Dynamics*
- Brahim, M., Medjaher, K., Zerhouni, N., & Leouatni, M. (2018). A Support Vector Machine Approach for Overhead Contact Line System Diagnostics. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. (soumis en attente d'une réponse)

## Conférences internationales avec actes et comité de lecture

- Brahim, M., Medjaher, K., Leouatni, M., & Zerhouni, N. (2016, October). Development of a prognostics and health management system for the railway infrastructure—Review and methodology. In *Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu)*, 2016 (pp. 1-8). IEEE.
- Brahim, M., Medjaher, K., Zerhouni, N., & Leouatni, M. (2016). Critical Components Selection for a Prognostics and Health Management System Design : an Application to an Overhead Contact System. In *Annual Conference of Prognostics and Health Management Society*.
- Brahim, M., Medjaher, K., Zerhouni, N., & Leouatni, M. (2017). Pantograph-Catenary Contact Force : Features Evaluation for Catenary Diagnostics. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Civil and Environmental Engineering*, 4(9).

- P. Dersin, A. Alessi, B. Lamoureux, M. Brahimi and O. Fink. (2017) Prognostics and health management in railways. In ESREL 2017 proceedings.

## Chapitre de livre

- P. Dersin, A. Alessi, B. Lamoureux, M. Brahimi and O. Fink. (2018) Prognostics and health management in railways In Mahboob, Qamar, and Enrico Zio, eds. *Handbook of Rams in Railway Systems : Theory and Practice*. CRC Press, 2018.

## Brevet

- Procédé de surveillance de l'état d'une ligne aérienne de contact et dispositif programmé associé (demande en cours)

# Acronymes & Notations

AC	<i>Alternating Current (courant alternatif)</i>
ACP	<i>Analyse en composante principale</i>
ADEPS	<i>Assisted Design for Engineering Prognostic Systems</i>
AFNOR	<i>Association Française de Normalisation</i>
AI	<i>Artificial Intelligence (intelligence artificielle)</i>
AIMS	<i>Airplane Information Management System</i>
AMDE	<i>Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets</i>
AMDEC	<i>Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité</i>
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
APR	<i>Analyse Préliminaire des Risques</i>
ARMA	<i>Autoregressive–Moving-Average Model</i>
BEA	<i>Bureau d’Enquêtes sur les Accidents</i>
CAI	<i>Columbia Accident Investigation</i>
CBM	<i>Condition Based Maintenance</i>
CCD	<i>Charge-Coupled Device</i>
CDF	<i>Cumulative Distribution Function</i>
CEF	<i>Centre d’Essai Ferroviaire</i>
CENELEC	<i>Comité Européen de Normalisation Électrotechnique</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
COW	<i>Correlation Optimized Warping</i>
CSS	<i>Centrale Sous-Station</i>
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i>
DC	<i>Direct Current</i>
DCNN	<i>Deep Convolutional Neural Network</i>
DFT	<i>Discret Fourier Transform</i>
DTW	<i>Dynamic Time Warping</i>
DWT	<i>Discret Wavelet Transform</i>
EUROPAC	<i>European Optimized Pantograph Catenary Interface</i>
FBG	<i>Fiber Bragg Grating</i>
FDA	<i>Fisher Discriminant Analysis</i>

FEM	<i>Finite Element Model</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FMECA	<i>Failure Mode, Effects and Criticality Analysis</i>
FMMEA	<i>Failure Modes, Mechanisms, and Effects Analysis</i>
FN	<i>False Negatives (faux négatifs)</i>
FP	<i>False Positive (faux positifs)</i>
FTA	<i>Fault Tree Analysis</i>
GMAO	<i>Gestion de la Maintenance Assistée par Ordinateur</i>
HAZOP	<i>HAZard and OPerability study</i>
HDG	<i>Hazop-Digraph</i>
HI	<i>Health Indicator</i>
HMI	<i>Human-Machine Interface</i>
HMM	<i>Hidden Markov Model</i>
HOG	<i>Histogram of Oriented Gradient</i>
IA	<i>Intelligence Artificielle</i>
IAI	<i>Impact on Availability Index</i>
ICG	<i>Indice de Criticité Global</i>
IFTE	<i>Installations Fixes de Traction Électrique</i>
IHM	<i>Interface Homme-Machine</i>
IJPHM	<i>International Journal of Prognostics and Health Management</i>
INPAC	<i>INtéraction PAntographe-Caténaire</i>
IR	<i>Infra Rouge</i>
kNN	<i>k-Nearest Neighbors</i>
KKT	<i>Karush-Kuhn-Tucker</i>
MC	<i>Monte Carlo</i>
MCI	<i>Maintenance Costs Index</i>
MEMS	<i>Microsystèmes Electromécaniques</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
MLP	<i>Multi Layer Perceptron</i>
NWR	<i>Normal Wear Rate</i>
OVA	<i>One Versus All</i>
OVO	<i>One Versus One</i>
PHA	<i>Preliminary Hazard Analysis</i>
PHM	<i>Prognostics and Health Management</i>
PSD	<i>Power Spectral Density</i>
QDA	<i>Quadratic Discriminant Analysis</i>
RAMS	<i>Reliability, Availability, Maintainability, and Safety</i>
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
RTRI	<i>Railway Technical Research Institute</i>
RUL	<i>Remaning Useful Life</i>
SAWP	<i>Scale Averaged Wavelet Power</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TN	<i>True Negative (vrais négatifs)</i>

TP	<i>True Positive (vrais positifs)</i>
TSI	<i>Technical Specifications for Interoperability</i>
UV	<i>Ultra Violet</i>
WR	<i>Wear Rate</i>
ZAMD	<i>Zhao Atlas Marks</i>

$t_f$	Instant auquel la dégradation est prédite
$t_p$	Instant auquel une prédiction est déclenchée
$t_d$	Instant auquel une dégradation est détectée
$k_r$	Raideur
$E$	Module du Young
$A$	Section du bras de l'actionneur
$\theta$	Angle d'inclinaison du bras de l'actionneur
$h$	Coefficient d'expansion thermique
$d$	Déplacement
$I$	Courant
$K$	Gain statique
$\Delta T$	Variation de la température
$U$	Tension d'entrée
$\tau$	Constante de temps
$k_r$	Raideur
$C$	Compliance
$f$	Coefficient de frottement
$R^2$	Coefficient de détermination
$a, b, c$ et $d$	Paramètres du module de dégradation
$b_k$	Bloc numéro $k$ sur la surface
$d_i$	Direction numéro $i$
$R(k,i)$	RUL du bloc $k$ dans la direction $i$
$T(k,i)$	Temps de transfert du bloc $k$ dans la direction $i$
$HI(k,i)$	Niveau de dégradation du bloc $k$ dans la direction $i$
$u.t.$	Unité de temps
$RUL(path)$	RUL du chemin $path$
$Time(path)$	Temps de transfert du chemin $path$
$x_k$	état du système à l'instant $k$
$\lambda$ et $\mu$	Bruit indépendant identiquement distribué
$z_k$	Mesure à l'instant $k$
$N_s$	Nombre de particules
$W_k^i$	Poids de la particule $i$ à l'instant $k$





# Introduction générale

## L'homme face à la machine

Tout équipement matériel ou immatériel connaît au cours de son exploitation un arrêt inopiné en raison d'une défaillance ou d'une panne. On peut citer plusieurs exemples de pannes ou de défaillances de composants imprévus qui ont eu pour résultats des accidents entraînant des pertes matériels et humaines importantes. Le 12 Juillet 2013 en gare de Brétigny-sur-Orge en France, la défaillance d'une éclisse<sup>2</sup> a provoqué le déraillement d'un train de type Corail<sup>3</sup>, l'accident a fait sept morts et plus de soixante-dix blessés. Le rapport d'enquête a démontré que le déraillement du train a été provoqué par la désolidarisation de l'éclisse de son emplacement, cette dernière s'est par la suite logée au milieu de l'aiguillage, ce qui a provoqué le déraillement du train lors de son passage par l'aiguillage. Les experts désignés par la justice ont estimé que la cause principale de la catastrophe est « un déficit de qualité de maintenance » (BEA-TT, 2015). En effet les boulons servant à fixer l'éclisse ont été à l'origine de la désolidarisation de cette dernière, l'état dégradé de ces composants aurait pu être repéré avant la désolidarisation de l'éclisse. Dans le domaine spatial, le 1er Février 2003 au cours de la mission STS-107 la navette spatiale américaine Columbia s'est désintégrée lors de sa rentrée dans l'atmosphère, à son lancement un morceau de mousse s'est détaché du réservoir principal et a endommagé le système de protection thermique. L'enquête a établi que la surveillance et l'inspection des vidéos de surveillance des réservoirs après le décollage aurait pu aboutir à une réparation du système d'isolation thermique de la navette avant son retour sur terre (CAI Board, 2003). Dans le domaine de l'aviation la compagnie aérienne All Nippon Airways a immobilisé, en 2013 dix-sept avions Boeing 787-8<sup>4</sup> pour une durée indéterminée après la découverte d'un risque potentiel de dépôts de feu sur les batteries au Lithium qui équipent ce modèle d'avion. Cette décision a coûté à la compagnie aérienne plus de 1,1 millions de dollars par jour (Williard et al., 2013).

---

2. L'éclisse est une pièce métallique servant à raccorder deux rails consécutifs d'une voie ferrée

3. Les trains et voitures Corail sont des voitures de voyageurs de la Société nationale des chemins de fer français (SNCF) mises en service entre 1975 et 1989 et assurant des connexions entre les villes.

4. Le Boeing 787, également connu par son surnom Dreamliner, est un avion long-courrier fabriqué par le constructeur aéronautique américain Boeing, mis en service en Mai 2008

Ces évènements mettent en avant l'importance d'assurer une disponibilité et une fiabilité importantes pour des systèmes industriels critiques qui ne cessent d'évoluer et de se complexifier. Pour répondre à ces défis, une politique efficace de maintenance peut être mise en place afin d'assurer que les équipements industriels répondent à leurs fonctions requises tout en respectant les niveaux de disponibilité et de fiabilité attendus. Des activités telles que la surveillance des systèmes et de leur état de santé peuvent permettre d'éviter des défaillances avant leur apparition et ainsi augmenter leur fiabilité des systèmes et réduire les coûts de maintenance. Le développement de nouvelles approches de maintenance permettant aux systèmes de répondre aux exigences de performance et de disponibilité tout en réduisant les coûts de maintenance sont des sujets de recherches qui ne cessent d'intéresser les communautés scientifiques et industrielles. Ces dernières années le domaine du PHM<sup>5</sup> (*Prognostics and Health Management*) émerge comme une solution optimale pour répondre aux différents défis de la maintenance des systèmes industriels. Cette tendance est confirmée dans le domaine scientifique par la création de journaux dédiés à ce domaine de recherche tel que le « *International Journal of Prognostics and Health Management (IJPHM)* » ou bien les différentes conférences soutenues par l'institut IEEE<sup>6</sup> (*Institute of Electrical and Electronics Engineering*) ou le « *PHM Society*<sup>7</sup> ». Dans le domaine industriel, la création de solutions et plateformes, matérielles et logiciels, dédiées au développement et à l'intégration de systèmes de PHM connaissent un intérêt grandissant. Cette tendance touche tous les domaines de l'industrie, nous pouvons citer par exemple la solution de maintenance et de diagnostic embarqué AiRTHM<sup>8</sup> (*Airbus Real Time Health Monitoring*) développée par le constructeur aéronautique Airbus ou encore le système AIMS (*Airplane Information Management System*) de Boeing. Dans le domaine du nucléaire des solutions comme FAMOS<sup>9</sup> (*Fatigue Monitoring System*) sont déployées sur les différents réacteurs nucléaires que construit l'entreprise AREVA (Coble et al., 2012). On peut citer également d'autres applications dans les domaines de la défense, de l'électronique et de l'éolien, qui représentent les secteurs pour lesquels les applications PHM sont les plus développées. Dans l'industrie du ferroviaire le déploiement du PHM a débuté au début des années 2010. Dans ce qui suit nous présentons les différentes solutions proposées dans le domaine du ferroviaire ainsi que les problématiques soulevées dans cette thèse.

## Contexte industriel

L'innovation technologique est l'une des clés de voûte de l'industrie ferroviaire. Ce secteur industriel est l'un des plus compétitifs et des plus porteurs, son marché mondial accessible est estimé à 113 milliards d'euros pour les années 2015 à 2025 (Observatoire de la Métallurgie, 2015). Dans un contexte international de plus en plus concurrentiel et un monde connecté, la digitalisation bouleverse l'organisation des entreprises, des modes

---

5. Peut être traduit en français comme le Pronostic et la Gestion de l'état de Santé

6. <https://phmconf.org/>

7. [www.phmsociety.org/](http://www.phmsociety.org/)

8. AiRTHM, <https://www.airbus.com/support/maintenance-engineering/airthm/>

9. FAMOSi, <https://de.areva.com/EN/customer-659/famosi-fatigue-monitoring-system.html>

---

de travail, ainsi que des produits et services proposés par ces dernières. C'est une tendance extrêmement impactante et incontournable qui transforme l'industrie ferroviaire. Pour un constructeur de solutions de transport tel qu'ALSTOM, l'innovation et la transformation digitale deviennent un facteur de différenciation technologique, mais aussi une source de création de valeur ajoutée et un levier de compétitivité. C'est d'ailleurs l'un des piliers de la stratégie d'ALSTOM<sup>10</sup> qui permet d'anticiper l'avènement de la « mobilité intelligente<sup>11</sup> » et de proposer des solutions adéquates à ses clients. Au croisement entre le secteur du numérique et celui du transport, la mobilité dite « intelligente » a pour objectif de fiabiliser et sécuriser les déplacements pour optimiser le temps, le budget et le confort des déplacements.

C'est dans ce contexte général que nous avons constaté, ces dernières années, un intérêt grandissant des différents acteurs du domaine ferroviaire pour les activités de service et plus particulièrement les solutions de maintenance. Cet intérêt est motivé par la volonté des exploitants ferroviaires d'externaliser davantage leurs maintenances et leurs rénovations, qui représentent un marché de 30 milliards d'euros à conquérir (*Observatoire de la Métallurgie, 2015*). Cette volonté a poussé les 3 leaders mondiaux du domaine ferroviaire, Bombardier Transport, Siemens Mobility et ALSTOM, à développer de nouvelles solutions permettant l'organisation et la planification des tâches de maintenance en fonction de l'état de santé des équipements. Dans ce cadre, un intérêt tout particulier a été porté aux solutions PHM. Ainsi ces dernières années, différentes solutions ont été développées par les trois leaders mondiaux. Nous pouvons citer l'offre Railigent - Digital Services pour Siemens (*Siemens, 2017*), le projet de recherche et développement Surfer ainsi que la solution Orbita (*Bombardier Transportation, 2016*) et les solutions TrainTracer et HealthHub (*ALSTOM, 2016*) pour ALSTOM. Ces différents projets proposent des outils de maintenance prédictive qui ont pour but la surveillance des trains, des infrastructures et des équipements de signalisation dans le but d'anticiper le remplacement des différents composants de chaque système au moyen de solutions d'analyse de données.

Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre d'une collaboration entre le laboratoire FEMTO-ST et l'entreprise ALSTOM. Dans un souci d'apporter à ses clients des solutions « intelligentes » et plus performantes permettant d'augmenter la disponibilité et la fiabilité des flottes de trains et des infrastructures, l'entreprise a développé plusieurs solutions de maintenance conditionnelle et préventive. On peut citer, l'outil TrainTracer qui permet de surveiller en permanence les principaux composants du train, ce qui apporte aux opérateurs de précieux renseignements sur l'état de chaque train en temps réel. Ces données peuvent être utilisées pour clarifier certaines situations qui se présentent aux gestionnaires de la maintenance en utilisant les enregistrements de TrainTracer. Ce système intègre également un module de GMAO permettant d'optimiser les stocks des pièces détachées. Dans le même objectif, ALSTOM a développé une solution complète baptisée HealthHub qui offre des outils de surveillance et de diagnostic de différents équipements et permet l'utilisation d'analyse et d'algorithmes adaptés dans le but de déterminer la

---

10. Les cinq piliers de la stratégie ALSTOM, <https://www.alstom.com/about-us/strategy/>

11. Smart mobility en anglais

durée estimée de fonctionnement avant défaillance (*Remaining Useful Life : RUL*). L'un des premiers systèmes déployé est la réalisation d'un portique de diagnostic automatisé permettant l'analyse de trois composants principaux des trains (les roues, les patins de freinage et les bandes de carbone des pantographes) lors de leur retour au dépôt, cette technologie permet ainsi de diagnostiquer l'état de ces différents composants et de prédire leur dégradation dans le temps. Ce système a été utilisé pour la maintenance de 52 trains au Royaume-Uni pour l'opérateur Virgin Trains et a permis de réduire les coûts de maintenance de 15% (ALSTOM, 2017).

A moyen terme, le «HealthHub» s'alimentera de toutes les données issues des différents capteurs installés sur les trains, l'infrastructure ainsi que sur les équipements de signalisation afin d'optimiser au maximum la maintenance. C'est dans ce cadre que s'inscrit le travail de thèse pour la surveillance de l'infrastructure ferroviaire et plus particulièrement le système d'alimentation en énergie électrique des trains. A titre d'exemple, en 2005 les retards consécutifs dus à un incident caténaire représentaient plus de 2500 heures pour un coût d'environ 150 Millions d'euros (Massat, 2007) pour le réseau ferroviaire français. Ainsi l'une des problématiques de ce travail est le développement d'une solution PHM pour l'infrastructure ferroviaire en général et le système caténaire en particulier.

## Objectifs du travail de thèse

L'objectif principal de ce travail de thèse est l'application et le déploiement d'une démarche PHM pour l'infrastructure ferroviaire en général et pour le système caténaire en particulier. En effet, dans la plupart de travaux rapportés dans la littérature scientifique, le PHM est appliqué à des composants spécifiques tels que les roulements, les boîtes d'essieux ou les systèmes de batterie. L'originalité de ce travail de thèse est d'appliquer le PHM à un système distribué géographiquement, constitué d'une multitude de composants dans un cadre industriel. Ainsi nous définissons les principaux objectifs de ce travail de thèse comme suit :

- La mise en place d'une procédure et d'une architecture pour le développement d'une solution PHM pour l'infrastructure ferroviaire. La procédure doit permettre de prendre en compte les différentes sources de données disponibles pour le développement des différents modules du PHM et son déploiement. L'architecture proposée doit permettre la surveillance de l'infrastructure ferroviaire à l'aide d'un système de mesures embarqué dans le train.
- L'application de la procédure proposée pour le déploiement du PHM au cas spécifique de la caténaire, qui est l'un des systèmes les plus importants d'étude de l'infrastructure ferroviaire. Dans ce cadre, l'étude des composants les plus critiques du système caténaire ainsi que les moyens de surveillance existant est nécessaire.
- Proposition d'une méthode permettant d'établir un diagnostic précis des principaux défauts de la caténaire en utilisant des données dynamiques de l'interaction pantographe-caténaire mesurées à partir du train. La connaissance des mécanismes physiques de défaillances devra permettre de choisir les « descripteurs » adéquats

pour les différents types de défauts. Cette approche devra utiliser les moyens et données disponibles pour la modélisation des défauts et les données disponibles pour la mise en place d'une procédure de diagnostic.

- Mise en place d'une démarche de pronostic pour le composant le plus critique pour la maintenance de la caténaire. Cette démarche devra utiliser les moyens et données disponibles pour la modélisation de la dégradation et doit pouvoir être déployée sur le système réel.

## Approche proposée

Afin d'atteindre les objectifs définis ci-dessus, nous avons adopté la démarche suivante :

- Étude des différentes méthodologies de développement d'une démarche PHM ainsi que l'étude des spécificités du système choisi.
- Définition d'une démarche pour la détermination des composants critiques de la caténaire en fonction d'objectifs fixés pour le PHM.
- Modélisation du système pantographe-caténaire avec ses incertitudes et modélisation des défauts. Exploration de l'impact des défauts caténaire sur les signaux de la dynamique pantographe-caténaire
- Réalisation d'essais en ligne avec installation de défauts sur la ligne pour la validation de la procédure de diagnostic. Puis comparaison des résultats obtenus avec les signaux de simulation.
- Validation du modèle d'usure de la littérature avec des essais sur banc de test.
- Intégration des modèles électriques et mécaniques du système pantographe-caténaire avec leurs incertitudes pour obtenir des données stochastiques servant à la construction d'un modèle de trajectoire d'usure.
- Sélection d'un outil de mise à jour et de pronostic du modèle de dégradation.

Le mémoire de thèse est structuré en cinq parties :

- Chapitre 1 : Le « Prognostics and Health Management » pour l'infrastructure ferroviaire.
- Chapitre 2 : Surveillance du système pantographe-caténaire.
- Chapitre 3 : Méthodologie de diagnostic du système caténaire.
- Chapitre 4 : Pronostic du fil de contact de la caténaire.
- Chapitre 5 : Conclusion et perspectives.

Dans le premier chapitre, nous présentons une définition générale du PHM et un bref historique de l'évolution des techniques qui lui sont rattachées. On constatera que le PHM permet d'apporter une solution complète pour la gestion de l'état de santé d'un système. Nous présenterons le cas d'application de l'infrastructure ferroviaire en général et celui du système pantographe-caténaire et l'intérêt du PHM pour cette application en particulier. Pour pouvoir développer et déployer un outil de PHM fiable, prenant en

compte les outils et les données disponibles, il est fondamental d'identifier les différentes approches « génériques » de développement proposées dans l'état de l'art ainsi que les particularités du cas d'application. Cette démarche donnera lieu une procédure générique pour le déploiement d'une démarche PHM qui repose sur un développement par étape. Dans un premier temps, une approche basée sur un modèle du système est mise en place. Cette démarche est ensuite testée sur un banc de test. Enfin, le déploiement de la démarche est effectué sur le système en ligne.

Le second chapitre sera consacré à l'étude du système pantographe-caténaire, de ses composants critiques et des moyens et outils de surveillance pour le suivi d'état de santé du système. Dans ce contexte, une démarche PHM peut être appliquée pour un composant en particulier jusqu'au niveau système. Dans ce chapitre une méthodologie de sélection des composants à surveiller dans le cadre d'une démarche PHM est proposée. Cette démarche prend en compte trois objectifs définis pour le PHM : la fiabilité du système, sa disponibilité ainsi que les coûts de maintenance. Pour chaque objectif un jeu de composants critique est déterminé. Ainsi l'affectation de poids à chaque objectif permet de classer et d'identifier les composants les plus critiques à surveiller pour atteindre les objectifs définis. Enfin, nous décrirons les différentes méthodes et systèmes existants pour la surveillance de ces composants cibles. Nous montrerons alors que pour atteindre le but de la thèse, la solution de surveillance des paramètres dynamiques de la caténaire est la plus adaptée.

Dans le troisième chapitre, nous décrirons brièvement toutes les approches existantes pour le diagnostic de la caténaire. Cela permettra de positionner notre travail. Par la suite, nous proposons une démarche de diagnostic basée sur de l'apprentissage à partir d'algorithmes de machines à support de vecteurs (SVM<sup>12</sup>). La méthodologie adoptée utilise les descripteurs (features) des signaux de force de contact et de d'accélération de l'interaction pantographe-caténaire ainsi que l'impact des défauts sur ces derniers. La méthode est validée dans un premier temps sur un jeu de données générées à partir d'un modèle d'interaction pantographe-caténaire. Le modèle disponible étant déterministe, une méthode de propagation d'incertitudes est utilisée pour introduire un aspect stochastique et d'obtenir des variables des descripteurs des signaux de surveillance stochastiques. Les incertitudes des paramètres du modèle d'interaction ont été prise en compte et une estimation des sorties du modèle a été effectuée par une méthode de Monte-Carlo. La validation de l'approche sur ce jeu de données a démontré qu'elle peut être très efficace pour la détection, la localisation et l'identification des trois types de défauts choisis pour le diagnostic. Dans un second temps, et en adéquation avec la démarche de développement définie au premier chapitre, des essais en ligne ont été effectués afin de valider la méthode. Ces essais ont permis de valider la méthode sur des données réelles avec une très bonne précision. Par la suite, l'étude d'une approche hybride permettant de construire un modèle d'apprentissage à partir des données de simulation et de l'appliquer sur les données réelle est explorée en dernière partie de ce chapitre. Enfin, la robustesse de la méthode et ses limites sont évaluées.

---

12. SVM : Support Vector Machines, machines à support de vecteurs en français

---

Le quatrième chapitre, présente l'approche de pronostic et son application sur le fil de contact de la caténaire. L'usure du fil de contact est l'un des sujets les plus problématiques pour la maintenance des caténaires. Le mécanisme d'usure n'est encore pas très bien connu et la rupture du fil de contact est la défaillance la plus impactante d'un point de vue du coût de maintenance et de disponibilité du système. Dans ce chapitre, nous proposons une approche hybride de pronostic reposant sur deux phases : une phase d'apprentissage hors ligne qui consiste à construire un modèle de dégradation empirique représentant l'évolution de la trajectoire d'usure du fil de contact, et une phase en ligne permettant d'estimer l'état de dégradation et d'estimer la durée de vie résiduelle (RUL) du fil de contact. Le modèle est construit à partir des modèles de dégradation et d'interaction caténaire-pantographe disponibles. La caténaire est un système géographiquement distribué et avec un cycle de vie pouvant aller de 25 à 45 années. Par conséquent, il est difficile d'obtenir des données fiables de l'évolution de l'usure du fil de contact jusqu'à sa rupture. L'idée centrale de l'approche proposée est d'utiliser des modèles physiques pour générer des données qui permettront d'établir un modèle d'évolution de la dégradation qui pourra être utilisé en ligne pour l'estimation de la durée de vie résiduelle. Pour ce faire, dans un premier temps, une revue des modèles d'usure disponibles est effectuée et l'approche pour la modélisation des systèmes est présentée. Une méthode est mise en place afin d'estimer les incertitudes liées à tous les paramètres des modèles du système et du modèle d'usure sélectionné. Cela permet de construire toutes les trajectoires possibles pour l'évolution de l'usure, et ainsi établir un modèle empirique. Enfin, le filtre particulière est sélectionné comme outil d'estimation et de pronostic pour l'estimation de la durée de vie résiduelle à partir des données en ligne.

Le cinquième chapitre fait la synthèse des résultats obtenus pour chaque partie étudiée. Ce chapitre dresse un bilan de l'efficacité de la procédure de développement proposée ainsi que l'importance de la donnée comme outil de décision pour la procédure. Par la suite, les résultats obtenus pour le diagnostic et le pronostic sont discutés et leurs limites sont mises en exergues. Enfin, les méthodes développées ainsi que le développement potentiel d'un module de décision post-pronostic sont donnés en perspectives.





# Chapitre 1

## « Prognostics and Health management » pour l'infrastructure ferroviaire

### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>10</b>
1.1.1	Évolution des stratégies de maintenance	10
1.1.2	Maintenance corrective	11
1.1.3	Maintenance préventive systématique	12
1.1.4	La maintenance conditionnelle (CBM <sup>1</sup> )	12
1.1.5	The Prognostics and Health Management (PHM)	13
<b>1.2</b>	<b>Pourquoi le PHM pour l'infrastructure ferroviaire ?</b>	<b>18</b>
1.2.1	Contexte général	18
1.2.2	Quelle maintenance pour l'infrastructure ferroviaire ?	19
1.2.3	La maintenance conditionnelle et prévisionnelle : levier pour l'innovation	20
1.2.4	L'infrastructure ferroviaire	21
1.2.5	Le système de captage de courant pantographe-caténaire et terminologie spécifique au ferroviaire	23
1.2.6	L'alimentation électrique des motrices	23
<b>1.3</b>	<b>Développement d'un système PHM pour l'infrastructure ferroviaire</b>	<b>28</b>
1.3.1	Approche générique pour le développement d'un système PHM	28
1.3.2	Développement d'un système PHM pour l'infrastructure ferroviaire	32
<b>1.4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>39</b>

---

1. La maintenance conditionnelle et prévisionnelle est appelée Condition-Based Maintenance en Anglais

## 1.1 Introduction

Ce chapitre a pour but de présenter une vue d'ensemble de la procédure et des exigences pour le développement et le déploiement d'un système PHM. Nous présenterons une vue générale de la problématique industrielle ainsi qu'une terminologie du PHM adaptée au cas de l'infrastructure ferroviaire. Ici nous contribuerons par la proposition d'une solution de PHM pour le système de l'infrastructure ferroviaire dans sa globalité et plus particulièrement pour le cas des lignes aériennes de traction électriques communément appelée caténares.

### 1.1.1 Évolution des stratégies de maintenance

D'une manière générale, la maintenance représente un moyen efficace d'assurer qu'un système puisse accomplir la fonction pour laquelle il a été conçu durant la période de son cycle de vie. Autrement dit, la fonction maintenance permet de répondre aux attributs, moyens et entraves de la sûreté de fonctionnement. Avec le développement des technologies modernes, les systèmes sont devenus de plus en plus complexes tandis que les exigences de fiabilité, de qualité et de coûts ne cessent d'augmenter. Afin de répondre à cette évolution, de nouvelles méthodes de maintenance ont émergé au cours des dernières décennies permettant de répondre à des exigences de qualité, de sécurité et de coûts (cf. FIGURE 1.1).

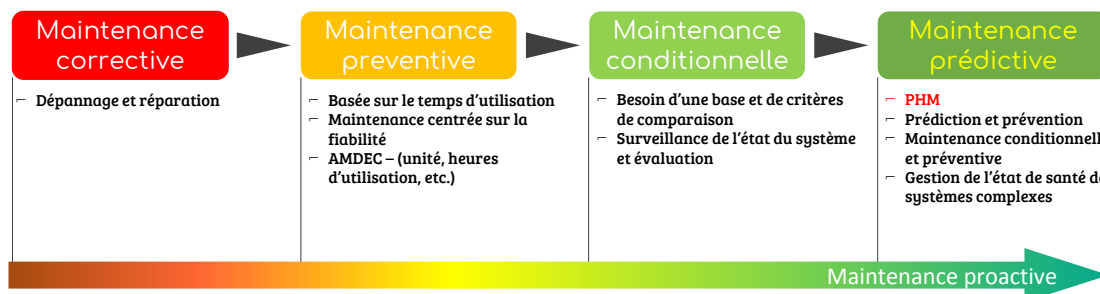


FIGURE 1.1 – Évolution des stratégies de maintenance.

D'une manière générale, nous pouvons citer deux façons complémentaires d'organiser les tâches de maintenance : la maintenance corrective et la maintenance préventive. La première est réalisée après constatation de la défaillance ; elle implique donc une immobilisation du système ou de la machine pendant l'intervention. Elle peut être palliative ce qui permet à l'équipement d'assurer tout ou partie d'une fonction requise, ou bien curative consistant en une réparation qui sert à la remise en état initial. Ce type de maintenance est à éviter car l'immobilisation de l'outil de production ou du système impacte fortement le coût de la maintenance. La deuxième façon d'organiser les tâches est la maintenance préventive systématique. Elle consiste à planifier les tâches de maintenance et les remplacements des composants en fonction d'un calendrier établi en fonction des recommandations des fournisseurs de composants ou alors en fonction de l'expérience.

D'une manière générale, nous pouvons citer deux façons complémentaires d'organiser les tâches de maintenance : la maintenance corrective et la maintenance préventive. La première est réalisée après constatation de la défaillance ; elle implique donc une immobilisation du système ou de la machine pendant l'intervention. Elle peut être palliative ce qui permet à l'équipement d'assurer tout ou partie d'une fonction requise, ou bien curative consistant en une réparation qui sert à la remise en état initial. Ce type de maintenance est à éviter car l'immobilisation de l'outil de production ou du système impacte fortement le coût de la maintenance. La deuxième façon d'organiser les tâches est la maintenance préventive systématique. Elle consiste à planifier les tâches de maintenance et les remplacements des composants en fonction d'un calendrier établi en fonction des recommandations des fournisseurs de composants ou alors en fonction de l'expérience.

Les différentes formes de maintenance sont citées dans la norme NF EN 13306 (AFNOR, 2001) et peuvent être représentée comme sur la figure suivante :

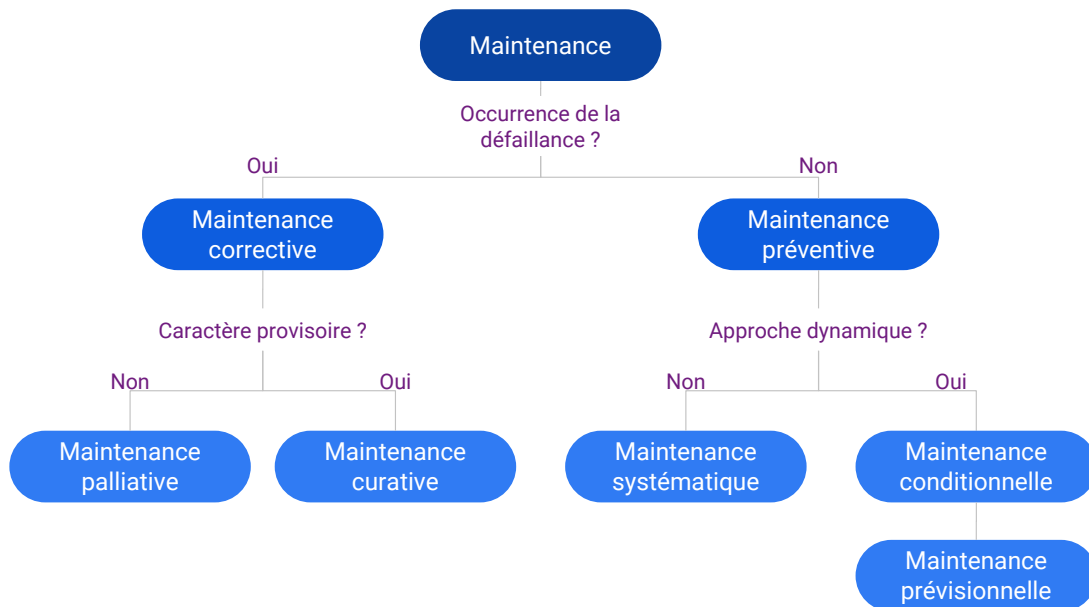


FIGURE 1.2 – Stratégies de la maintenance selon la norme NF EN 13306 (AFNOR, 2001).

### 1.1.2 Maintenance corrective

C'est la forme de maintenance la plus simple et la plus classique. Le principe de cette politique s'appuie sur la remise de l'équipement « dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise » (AFNOR, 2001). Les tâches de maintenance s'effectuent lors de l'apparition d'une défaillance de l'équipement, c'est-à-dire, quand le système passe d'un état de marche à un état de panne. La norme NF EN 13306 de 2010 ne fait plus allusion aux notions de maintenance palliative et corrective ; ces deux sous-types de maintenance corrective ont été remplacés par les sous-types suivants : la maintenance

corrective différée et la maintenance corrective d'urgence (Monchy and Kojchen, 2015). La première, retarde l'exécution des tâches de maintenance en accord avec certaines règles et n'est pas immédiatement appliquée après apparition de la panne. La seconde, la maintenance corrective d'urgence, est exécutée immédiatement après apparition de la panne afin d'éviter des conséquences inacceptables. La maintenance corrective peut se révéler très coûteuse, en effet l'arrêt d'un système de production peut engendrer un arrêt total des systèmes de production ce qui peut engendrer des pertes économiques importantes. Mais elle peut être également à l'origine d'incidents de sécurité qui peuvent avoir des répercussions économiques et humaines importantes.

### 1.1.3 Maintenance préventive systématique

La maintenance préventive est la deuxième forme de maintenances traditionnelles. Le principe de celle-ci est d'intervenir au cours du cycle de vie de l'équipement à travers des actions programmées dans le temps afin de réduire les probabilités d'apparition des défaillances (Ahmad and Kamaruddin, 2012). On parle de maintenance préventive systématique lorsque les opérations et tâches de maintenance sont exécutées à des périodes fixes et définies. Il existe plusieurs méthodes pour définir les intervalles d'intervention sur les équipements. Ces méthodes peuvent être basées sur des préconisations établies par les fabricants des équipements ou bien sur l'analyse des données de défaillances ou bien même sur le coût estimé des interventions et des règles établies par des experts. Les avantages d'une telle politique de maintenance sont la réduction des fréquences de pannes ainsi que l'augmentation de la durée de vie des équipements. L'inconvénient de cette stratégie est qu'elle repose sur l'hypothèse d'un temps moyen de bon fonctionnement constant, ce qui implique un taux de défaillance constant, alors qu'en réalité un équipement vieillit (Villemeur, 1988). Cette maintenance peut également entraîner des surcoûts liés à des interventions planifiées inutiles dans le temps, c'est pour ce dernier aspect que la maintenance conditionnelle et prévisionnelle a été mise en place.

### 1.1.4 La maintenance conditionnelle (CBM<sup>2</sup>)

La maintenance conditionnelle (CBM) repose sur la surveillance de l'état de santé du système en exploitant des mesures représentatives. Elle vise à interpréter les données récupérées des équipements industriels afin de détecter des anomalies dans le fonctionnement du système ou de prédire l'occurrence de défaillances. La CBM a apporté une évolution aux politiques de maintenance puisqu'elle permet, quand elle est mise en place efficacement (Jardine et al., 2006), de réduire les coûts d'intervention inutiles en planifiant les tâches en fonction de l'état de santé du système et peut éviter des défaillances catastrophiques que les politiques de maintenance traditionnelle ne peuvent pas traiter (Heng et al., 2009a). Un programme de maintenance basé sur l'état (CBM) est constitué de trois étapes : l'acquisition de données, pour obtenir des données pertinentes pour la santé du système, le traitement des données, pour analyser les données obtenues à

---

2. La maintenance conditionnelle et prévisionnelle est appelée Condition-Based Maintenance en Anglais

l'étape d'acquisition, la prise de décision de maintenance, qui consiste à recommander des actions de maintenance efficace.

Au fil des années le concept de maintenance conditionnelle (CBM) a évolué donnant lieu à plusieurs définitions, architectures et normes ouvertes (Bengtsson, 2004). La mise en place de la norme ouverte OSA-CBM par le groupe de travail MIMOSA<sup>3</sup> (Lebold et al., 2002) a permis de figer et d'organiser une architecture en sept étapes permettant la mise en place de la CBM. Par la suite, l'apport du pronostic et l'aide à la décision aux capacités traditionnelles de la CBM (détection et localisation de défauts (Jaw and Merrill, 2008)) ont permis à celle-ci d'évoluer vers le concept de PHM (Millar, 2010) et de lier ainsi la surveillance de l'état de santé de sous-systèmes ou de composants à la décision. Le PHM repose sur les architectures existantes pour la mise en place de la CBM et se décline ainsi dans les sept étapes du programme de la maintenance conditionnelle et comme le montre la FIGURE 1.3) adaptée de (Thurston, 2001).

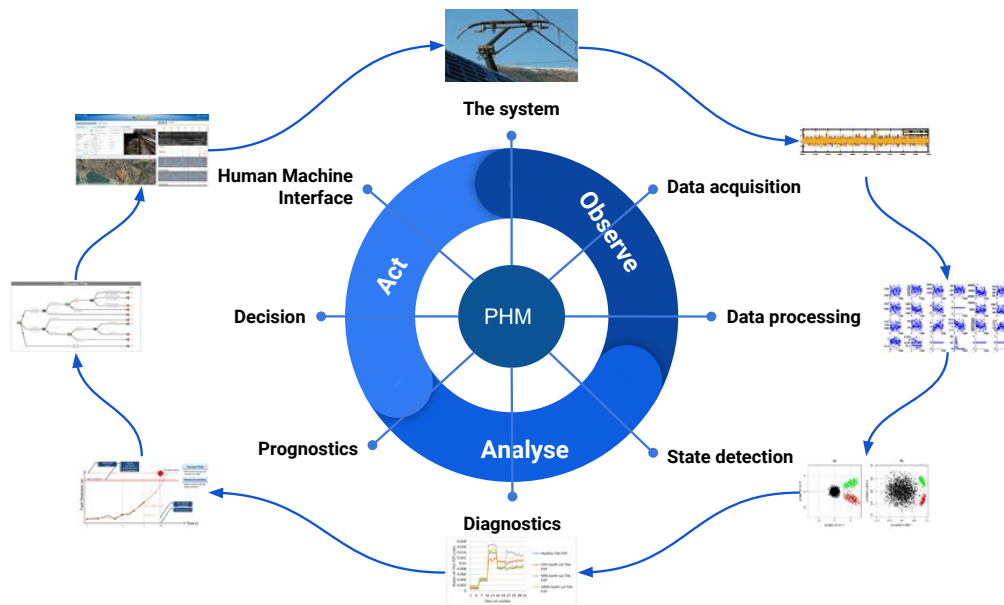


FIGURE 1.3 – Les sept modules de l'OSA-CBM pour le PHM.

### 1.1.5 The Prognostics and Health Management (PHM)

Plusieurs définitions peuvent être apportées au PHM. En 2008, lors de la première conférence de l'IEEE sur le thème du PHM, ce dernier a été défini comme : "*The emerging engineering discipline that links studies of failure mechanisms to system lifecycle management is referred to as Prognostics*" (Uckun et al., 2008a). Cette définition met en avant l'évolution de la discipline du PHM qui, dans les prémisses, consistait en l'étude du pronostic des mécanismes de défaillance. Une définition plus globale est donnée dans

3. <http://www.mimosa.org/mimosa-osa-cbm>

(Cocheteux et al., 2009). Le PHM y est défini comme une discipline d'ingénierie des systèmes qui permet de protéger l'intégrité d'un équipement durant son cycle de vie. Enfin, le PHM peut être perçu comme la discipline qui apporte des outils et des procédures permettant d'augmenter la disponibilité et la sûreté des équipements, tout en assurant une réduction des coûts de maintenance et du cycle de vie du système (Scanff et al., 2007).

Le PHM est basé sur deux volets (Hess et al., 2008) :

- Le pronostic (Prognostics) : représente l'estimation / la prédiction de la durée de vie résiduelle (en anglais Remaining Useful Life ou RUL) d'un composant ou d'un sous-système ainsi que le risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance.
- La gestion de l'état de santé (Health Management) : la capacité à prendre les décisions adéquates pour planifier les actions de maintenance en fonction des résultats de diagnostic et de pronostic.

Ces deux volets définissent les deux axes de recherche du PHM qui sont : le développement de solutions mathématiques et algorithmiques pour le diagnostic et le pronostic de l'état de santé des équipements industriels, et la mise en place de solutions de maintenance intelligentes basées sur le diagnostic et le pronostic des systèmes.

La FIGURE 1.4), adaptée de l'architecture proposée par (Bonissone, 2006) pour le déploiement du PHM pour les systèmes aéronautiques, montre le lien entre le pronostic et la gestion de l'état de santé :

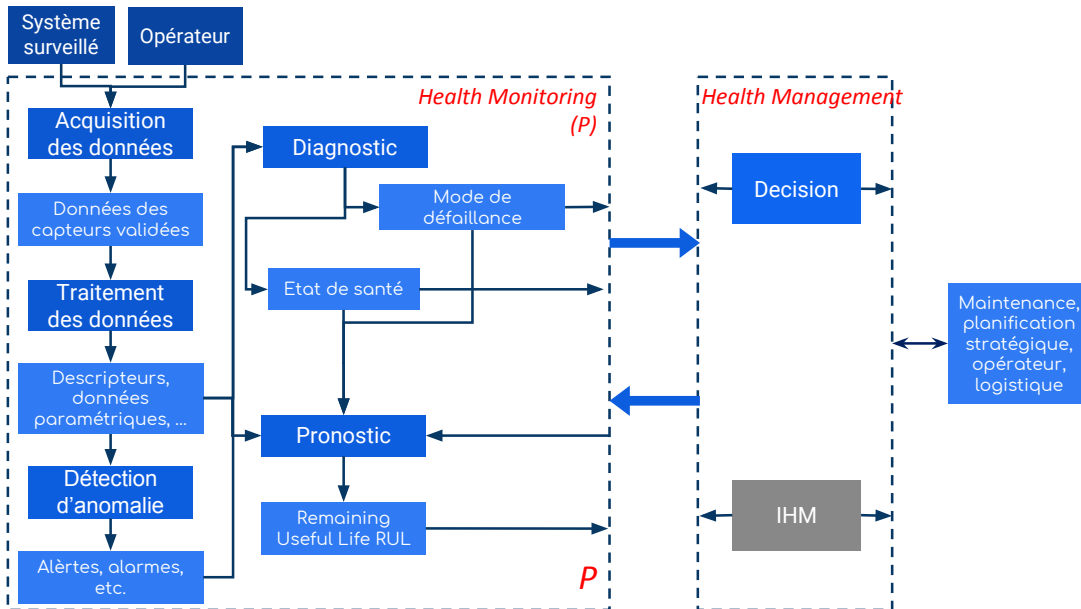


FIGURE 1.4 – Architecture fonctionnelle du PHM. (Bonissone, 2006)

Nous retrouvons dans cette architecture les modules servant au déploiement du PHM et la manière dont ils sont liés. On peut distinguer ainsi deux unités dans l'architecture

OSA-CBM : l'unité de pronostic et l'unité de supervision. La première sert à la surveillance et au pronostic de l'état de l'équipement surveillé (*Health Monitoring*). Cette unité englobe les cinq premiers modules du PHM de l'acquisition de données jusqu'au pronostic. La seconde unité permet de mettre en place une plateforme de prise de décisions appropriées sur les actions de maintenance sur la base des informations fournies par l'unité de *Health Management*, des ressources disponibles et de la demande opérationnelle. Elle regroupe les deux derniers modules du PHM, décision et interface Homme-Machine, qui permettent la supervision.

Dans ce travail de thèse, nous nous intéresserons à la partie de surveillance et de pronostic du système (*Health Monitoring*), cette unité 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 indices sur l'état de santé<sup>4</sup> (*Health Indicator HI*) de l'équipement surveillé. La seconde prend en compte les modules de détection, de diagnostic et de pronostic, et permet le traitement des indicateurs de santé. Dans ce qui suit nous allons détailler chaque module l'architecture d'OSA-CBM dont la discipline du PHM apporte les techniques et les outils nécessaires.

#### 1.1.5.1 Acquisition des données (Data acquisition)

Les paramètres à surveiller pour la mise en œuvre du PHM sont généralement sélectionnés selon plusieurs critères : en fonction de leur relation avec des fonctions impactant la sécurité ou pouvant impliquer une défaillance grave, en fonction de leur implication dans le bon fonctionnement du système ou même leur lien avec des fonctions pouvant engendrer des temps d'arrêts très longs. Il existe deux catégories principales de données collectées pour un programme de PHM ([Jardine et al., 2006](#)) :

- les données qualitatives qui fournissent les informations liées au type d'événements (panne ou autre type d'événement) et/ou les tâches effectuées au cours de l'exploitation de l'équipement surveillé (par exemple, des réparations mineures, l'entretien préventif, changement d'huile, etc.) ;
- les données quantitatives ou les données de surveillance de l'état de l'équipement. Ce sont généralement les mesures issues des capteurs qui représentent l'état de santé de l'équipement surveillé.

Généralement, les données de surveillance issues des capteurs sont considérées comme une source d'information utile pour le suivi de l'état de santé du système. Cependant, dans certains cas spécifiques, les capteurs n'ont pas la capacité de suivre correctement l'état de santé du système ou du composant surveillé. Par conséquent, des informations supplémentaires sont parfois nécessaires pour améliorer les techniques de diagnostic et de pronostic, c'est ainsi que les données qualitatives doivent être prises en compte.

---

4. L'indice d'état est défini par la norme ISO 13374-1 et est traduit en anglais par *Health Index ou Health Indicator*



### 1.1.5.2 Traitement des signaux/données (Data Processing)

Cette étape est dédiée au traitement des données numériques récupérées du module précédant constituées de différents signaux (données quantitatives). Le traitement de ces données a pour but de transformer celles-ci en informations utiles appelées descripteurs ou caractéristiques (*features* en anglais). Ces descripteurs permettent de suivre l'état du système et sont utilisés pour la détection, le diagnostic, et le pronostic des défaillances. Il n'existe pas de méthodes générales pour extraire les descripteurs les plus pertinents. Cependant, les outils utilisés sont généralement issus du traitement de signal.

### 1.1.5.3 Module de détection (Fault detection)

Dans l'étape de détection d'état, le but est d'identifier un changement d'état du système qui ne correspond pas au comportement ou fonctionnement normal du système. Cela peut s'effectuer en regroupant les différents descripteurs dans des classes qui sont représentatives d'un état du système. Lors du traitement des données, cette étape sert à comparer les descripteurs extraits des données avec un certain nombre de valeurs attendues ou connues afin de détecter l'état défaillant du système. Le problème peut être perçu comme le passage du système (ou du composant) d'un comportement normal à un état anormal.

### 1.1.5.4 Module de diagnostic (Diagnostics)

Dans le module de diagnostic, les différents groupes définis auparavant et servant à détecter l'état du système sont analysés afin de les attribuer à des anomalies, mode de défaillances ou mode de dégradation connus de l'équipement surveillé. Nous retrouvons plusieurs méthodologies et approches de diagnostic dans la littérature. La classification et la terminologie utilisées diffèrent selon le domaine d'application et les communautés scientifiques.

### 1.1.5.5 Module de pronostic de défaillance (Prognostics)

Comparé au diagnostic, qui intervient a posteriori suite à une défaillance pour rechercher les causes, le pronostic a pour but d'anticiper la défaillance et permet ainsi à l'exploitant de ne pas subir les conséquences des défaillances, d'augmenter la disponibilité de ses systèmes, d'améliorer leur sécurité et de réduire les coûts de maintenance, car les interventions ne sont pas réalisées dans l'urgence. La différence entre le diagnostic et le pronostic est illustrée sur la FIGURE 1.5) :

Depuis l'introduction du concept de PHM, plusieurs définitions du pronostic de défaillances sont proposées dans la littérature scientifique (AFNOR, 2001; Byington et al., 2002; Lebold et al., 2002; Provan, 2003; Jardine et al., 2006; Zio, 2012). Ce nombre important de définitions est dû à l'intérêt croissant accordé par la communauté scientifique à cette thématique de recherche mais aussi au parcours et à la sensibilité applicative des auteurs.

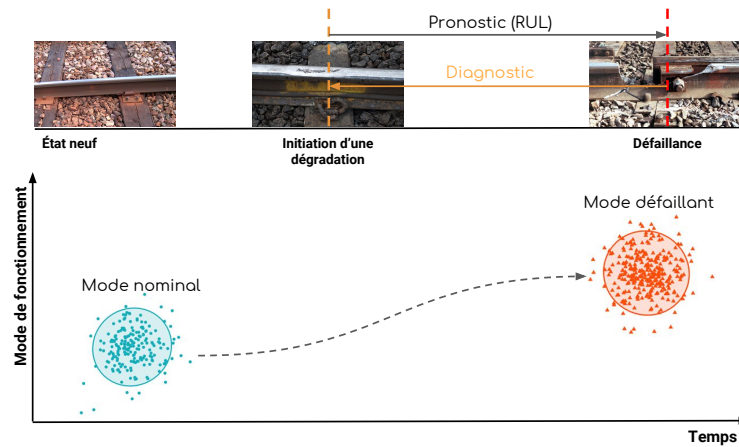


FIGURE 1.5 – Diagnostic vs. Pronostic.

Cependant, toutes ces définitions s'accordent sur l'aspect prédictif de l'instant de la défaillance accompli par le pronostic. Dans ce mémoire, et dans un souci d'homogénéité, nous proposons d'utiliser la définition communément admise dans la communauté PHM (Medjaher, 2014; Gouriveau et al., 2016). Le pronostic  $y$  est défini comme étant la prédiction de la durée de fonctionnement avant défaillance (appelé RUL : Remaining Useful Life) d'un système en connaissant son état de santé courant et ses futures conditions d'utilisation.

#### 1.1.5.6 Module de décision et interface homme-machine (Decision and HMI)

Les résultats générés par les processus précédents ne peuvent pas être utilisés directement pour prendre des décisions de maintenance. La planification des tâches de maintenance est cruciale et importante pour le pilotage des interventions ou réparation, en particulier lorsque la disponibilité des ressources est limitée. L'aide à la décision est le processus consistant à utiliser toutes les informations recueillies sur l'état du système surveillé pour choisir les actions de maintenance optimales. Il comprend des techniques d'ordonnancement pour planifier correctement les activités de maintenance. Par exemple, les informations sur la dégradation du système ou du composant, c'est-à-dire les RUL prédites, l'état de santé estimé et les incertitudes correspondantes, peuvent être utilisées comme des entrées de la routine de prise de décision de maintenance. Cette dernière tient compte des informations de dégradation et de la structure du système pour aider les agents de maintenance à réaliser un plan de maintenance dynamique basé non seulement sur l'optimisation du plan mono composant/sous-système, mais aussi sur la planification globale. L'interface homme-machine est un support qui gère l'interaction entre le système PHM et l'utilisateur. Il gère également les interactions entre les différentes couches de PHM.

Dans ce qui, suit nous présenterons une vue générale de la problématique industrielle ainsi qu'une terminologie du PHM spécifique au cas de l'infrastructure ferroviaire. Par

la suite, nous contribuerons par une méthode générique de développement d'un système PHM, et son application au cas de l'infrastructure ferroviaire ; plus particulièrement le cas des lignes aériennes de traction électriques communément appelée caténaire. Nous commençons par une présentation du contexte et du système étudié

## 1.2 Pourquoi le PHM pour l'infrastructure ferroviaire ?

### 1.2.1 Contexte général

Ces dernières années la nécessité de mettre en place des politiques de maintenance efficaces s'est accrue en raison de l'évolution des structures et des exigences des différents intervenants du secteur ferroviaire, des nouvelles technologies, des législations, et des objectifs commerciaux. Ces nouvelles politiques de maintenance doivent répondre aux objectifs d'optimisation de la capacité des lignes existantes et à la réduction des coûts de maintenance.

#### 1.2.1.1 Évolution de la gestion des chemins de fers

Les infrastructures ferroviaires ou routières, les réseaux électriques, les réseaux de télécommunication, les barrages, les bâtiments publics et autres infrastructure sont usuellement entretenus, dans la majorité des pays européens, par des organismes qui dépendent d'institutions détenues par le gouvernement. Ainsi, le schéma traditionnel de l'administration des chemins de fers a été de constituer une unique entité combinant les responsabilités d'opérateur, c'est-à-dire l'exploitation des trains, et de gestionnaire de l'infrastructure, autrement dit, la maintenance, le renouvellement et l'exploitation des lignes. Cette organisation traditionnelle de l'administration du chemin de fer n'a eu de cesse d'être remise en question depuis les années 90. D'une part, on peut constater une demande accrue d'une plus grande excellence financière et qualitative dans les services et la disponibilité des lignes, d'autres part une réduction des budgets de maintenance et une ouverture à la concurrence. L'une des raisons étant la concurrence d'autres moyens de transport tel que l'aérien pour le transport de voyageur ou le routier pour le fret ferroviaire. Cela a abouti, dans certains pays, à la séparation de l'opérateur et de l'exploitant ferroviaire, permettant ainsi un premier pas vers l'ouverture du marché à d'autres opérateurs. C'est ce qui s'est produit en Allemagne, au Royaume-Uni et en Suède. Cette même démarche est en cours dans d'autres pays de l'union européenne. En Suède la libéralisation du marché ferroviaire a débuté en 1990 et a abouti à une concurrence forte et une augmentation du trafic. Le succès de cette séparation a poussé les autres pays à l'ouverture progressive à la concurrence des transports ferroviaires impulsée par l'Union Européenne<sup>5</sup>. L'objectif à terme étant d'unifier et d'harmoniser le système ferroviaire européen, de libéraliser le marché du ferroviaire et de relancer les activités de fret.

La somme de tous ces facteurs met en exergue la nécessité d'avoir des systèmes fiables et disponibles et par conséquent la mise en place d'une politique de maintenance efficace.

---

5. La directive 2001/12/CE impose la séparation des entités assurant l'exploitation des services ferroviaires de celles chargées de gérer l'infrastructure.

En définitive, cela soulève la question de la planification de la maintenance et le type de maintenance à effectuer pour l'infrastructure ferroviaire.

### 1.2.2 Quelle maintenance pour l'infrastructure ferroviaire ?

L'organisation et la planification de la maintenance de l'infrastructure ferroviaire se révèle être un problème difficile. En effet, contrairement aux autres modes de transport, le système ferroviaire présente des interdépendances étroites entre les différents sous-systèmes qui le composent : l'infrastructure, la signalisation et le matériel roulant. En outre, la plupart des interventions de maintenance nécessitent un accès exclusif à l'infrastructure, ce qui peut impacter une grande partie du réseau en raison de la disposition géographique, des exigences de sécurité et du partitionnement des sous-systèmes. La maintenance des systèmes ferroviaires se révèle alors fortement liée au routage des trains. Son optimisation est cruciale pour les économies de coûts et les aspects de maintenance doivent être pris en compte lors de la gestion du problème d'affectation des trains. La maintenance des véhicules roulants et des infrastructures représente en effet environ 75% du coût total d'un réseau ferroviaire type.

Traditionnellement, les stratégies employées pour la maintenance des infrastructures ferroviaires 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 petites réparations effectuées manuellement. Elles peuvent également être des actions de maintenance systématiques (ici, nous pouvons parler de projet) qui nécessitent des interventions lourdes à l'aide de machines spécifiques (excavatrice-aspiratrice, engin rail-route, élévateurs motorisés pour caténaire, etc.) et une planification dédiée, par exemple les actions de renouvellement ballast, de bourrage et régalaie mécanique des voies. La maintenance préventive planifiée peut être utile dans le cas de l'infrastructure ferroviaire en vue de la complexité des systèmes et du nombre de composants qui rend difficile la tâche de surveillance de chaque composant. Cependant, elle peut entraîner plus de maintenance que ce qui est strictement nécessaire. De plus, les exigences de sécurité, la nécessité de réduire les coûts de maintenance et l'avènement de nouvelles technologies de stockage et de transmission de données a conduit à un intérêt grandissant pour les tâches de maintenance conditionnelle. En effet, la surveillance des composants de l'infrastructure permettrait de maximiser la durée de vie des composants et de planifier les actions nécessaires d'une manière plus rationnelle.

Finalement, la combinaison des deux types de maintenance, préventive et conditionnelle, permettrait de répondre aux besoins et à la qualité de services demandés. Ainsi les données de surveillance de chaque sous-système de l'infrastructure seraient utilisées pour la mise en place d'une planification plus efficace des actions de maintenance préventive et une meilleure prise en compte des contraintes liées à l'organisation du trafic et de routage des trains. Cela permettrait également de réduire les coûts de maintenance en réduisant le nombre d'inspections grâce à une planification plus efficace. Néanmoins, dans le cas d'une maintenance basée sur l'évolution réelle de l'état de santé de l'infrastructure, les interventions de maintenance ne sont plus programmées de manière systématique. Ainsi, les processus de planification doivent être entièrement repensés.

### 1.2.3 La maintenance conditionnelle et prévisionnelle : levier pour l'innovation

La mise en place d'une maintenance conditionnelle et prévisionnelle (*predictive maintenance*) nécessite le développement de solutions d'acquisition, de traitement et de transmission de données afin de pouvoir suivre l'état de santé des systèmes surveillés. Dans ce cadre, l'évolution des stratégies de maintenance, poussée par la nécessité de réduction des coûts et de la concurrence, invite les différents fournisseurs de solutions de transport ferroviaire à innover dans de nouvelles solutions et services. Nous observons ces dernières années le développement croissant de systèmes de surveillance, d'algorithmes de diagnostic et de pronostic et de solutions d'aide à la décision pour la maintenance ferroviaire et la gestion de flottes. Cette tendance a commencé avec le déploiement de plusieurs produits de surveillance à distance pour matériel roulant. En 2006, ALSTOM a lancé un système de surveillance à distance appelé TrainTracer (ALSTOM, 2017) qui vise à suivre l'état de chaque train pendant son exploitation. TrainTracer collecte des données provenant de plusieurs sources de capteurs couplées à une localisation GPS et permettant une surveillance continue du train. Cet outil a été complété en 2008 par "eTrain", un système de collecte de données qui permet la transmission de données via un réseau train-sol puis de les traiter dans un centre au "sol". De la même manière, Siemens a proposé une solution appelée EFLEET composée d'un ensemble de solutions de transmission de données sans fil, de télésurveillance et d'analyse dédiées au matériel roulant. De même, l'entreprise GE a développé au début des années 2000 un système de télésurveillance et de diagnostic de pannes appelé RM&D. Ce système inclut le statut en temps réel, les informations de performance, le positionnement GPS et les données environnementales de l'équipement surveillé (Lu et al., 2016). L'objectif principal de ces produits est de capturer et de stocker des données à distance à partir d'une flotte de véhicules, ce qui permet de mettre en place une maintenance conditionnelle.

Plus tard, un nouveau type de solutions est apparu sur le marché pour la mise en place d'une maintenance prédictive. Orbita, une solution de Bombardier Transport, est capable de générer automatiquement les besoins de maintenance de différents composants en collectant des données provenant de capteurs distants installés sur différents sous-systèmes du matériel roulant et en réalisant des analyses de données pour le diagnostic et la prédiction des défaillances (Le Mortellec et al., 2013). HealthHub (ALSTOM, 2016) est une solution de maintenance prédictive proposée par ALSTOM qui permet de déterminer automatiquement l'état du matériel roulant, de l'infrastructure et des systèmes de signalisation. Cet outil inclut TrainTracer pour la surveillance des sous-systèmes du matériel roulant, et TrainScanner, un portail "intelligent" de diagnostic qui permet d'effectuer différentes mesures sur le train à son entrée au dépôt, tels que l'état des roues, les plaquettes de frein, l'usure des bandes de pantographe, ou bien la vérification de l'intégrité du train. HealthHub comprend également TrackTracer, un ensemble de systèmes de surveillance pour la voie ferrée, et CatenaryTracer, une solution pour la surveillance de la caténaire, ces deux solutions pouvant être intégrées dans un train en opération commerciale. En outre, les données provenant des différents systèmes de mesure sont envoyées dans une plateforme Cloud d'ALSTOM afin de permettre le traitement et le croisement

de ces différentes données. De même, le concurrent Siemens propose une solution appelée Railigent (Siemens, 2017), un système de télésurveillance capable de transmettre en temps réel les données des infrastructures et des systèmes de véhicules aux terminaux terrestres. Cette solution est complétée par une plate-forme appelée *Sinalytics* (Gaus and Kayser, 2016) pour les services d'analyse et de maintenance à distance. La solution inclut des modèles de traitement pour les systèmes ferroviaires et les systèmes de production d'énergie, tels que les éoliennes, et permet de prédire et prévenir les pannes et d'analyser la consommation d'énergie.

Ces solutions innovantes montrent la volonté des différents acteurs de l'industrie ferroviaire 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 efficace. Dans ce cadre, des solutions de PHM pour le domaine ferroviaire sont déployées progressivement.

À ce titre, les constructeurs ferroviaires ont d'abord investi dans des solutions de surveillance des différents sous-systèmes du matériel roulant tels que les portes, les freins, les systèmes de chauffage, la ventilation et climatisation (CVC), les toilettes, les moteurs, etc. Par la suite, des solutions d'analyse de données et de *cloud computing* ont été déployées. La tendance est actuellement d'étendre les applications de PHM aux autres sous-systèmes du matériel roulant et à l'infrastructure. Dans le cas de l'infrastructure, les constructeurs ferroviaires doivent concevoir des systèmes de surveillance spécifiques. L'une des solutions envisagées consiste à concevoir des systèmes de surveillance embarqués dans des trains d'exploitation pour la surveillance de la voie et de la caténaire. Ainsi, le train embarquant des capteurs devient une station d'acquisition mobile permettant de collecter des informations sur des ensembles de l'infrastructure. Néanmoins, l'acquisition de données à partir de trains en exploitation peut se révéler difficile en raison des conditions d'acquisition (vitesse variable, chargement, etc.) et de l'exploitation (route définies, arrêt, etc.). Généralement, la surveillance de l'infrastructure est assurée par des trains de mesure et d'inspection dédiés. Cette compétence relève de sociétés spécialisées dans l'inspection des infrastructures telles que MER-MEC, Eurailscout ou DMA, ou des exploitants ferroviaires qui se sont dotés de trains de mesure tels que le *Doctor Yellow*, le train d'inspection à grande vitesse chargé de surveiller et de mesurer le réseau *Shinkansen* au Japon, ou l'IRIS 320 de la SNCF.

#### 1.2.4 L'infrastructure ferroviaire

L'infrastructure ferroviaire est un sous-système du système ferroviaire se composant lui-même de plusieurs sous-systèmes que l'on appellera "domaines" d'infrastructure. Ces domaines peuvent être décrits comme suit.

**La voie :** elle est constituée de deux rails fixés sur des traverses et posés sur une dalle ou du ballast. Avec les appareils de voie, ils permettent le guidage du matériel roulant. La voie est dotée également d'un circuit de voie qui utilise un circuit électrique empruntant les rails afin de détecter la présence d'un train ou d'un rail cassé.

**Les installations d'alimentation en énergie :** ces installations ont pour but de fournir l'énergie nécessaire pour la traction, cette énergie peut être sous forme de

combustible embarqué ou d'énergie électrique captée par le matériel roulant. Dans le cas de la traction électrique, les Installations Fixes de Traction Électrique (IFTE) regroupent les sous-stations et les postes électriques en ligne ainsi que la caténaire et son ensemble de fixations.

**Les ouvrages d'art** sont des constructions de grande importance permettant de franchir les principaux obstacles sur le tracé de la ligne ou de protéger la voie contre les actions de l'environnement. Ils comprennent les ponts, les tunnels, les murs de soutènement, etc.

**La signalisation** comprend tous les équipements disposés le long de la voie permettant de renseigner le conducteur de toutes les informations nécessaire pour réguler la circulation. Les informations peuvent être disposées sous forme de panneaux sur le bord de la voie ou transmises en cabine via des balises. La signalisation est constituée ainsi de tous les équipements permettant de contribuer à la sécurité ferroviaire et à la gestion de la circulation.

**Les équipements de télécommunication** permettent de transmettre des informations de sécurité et téléphoner du centre de commande vers les trains et vice versa. Leur gestion est organisée autour du poste de commande à distance (PCD), régulant les circulations, et de la centrale sous-station (CSS) gérant l'énergie.

**Putallaz (2007)** propose de représenter le système "infrastructure ferroviaire" de la manière suivante (FIGURE 1.6) :

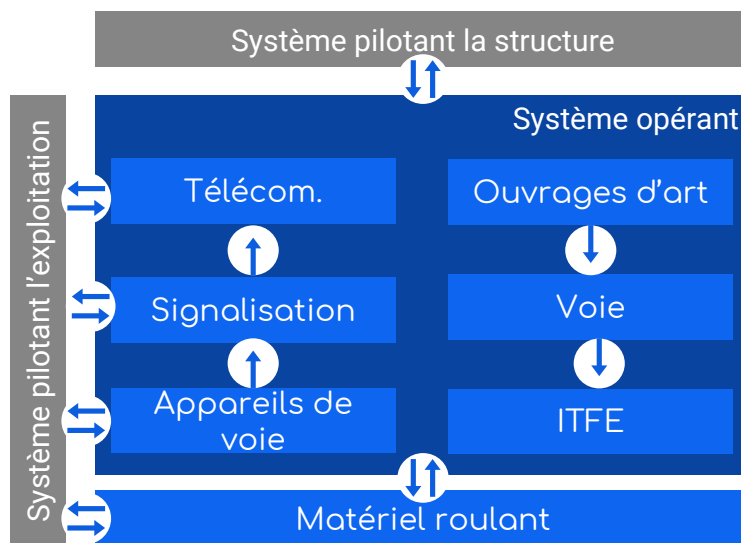


FIGURE 1.6 – Représentation du système ferroviaire (Putallaz, 2007).

Ainsi, le système est composé de plusieurs « domaines » d'infrastructure et de deux systèmes pilotant. Le système de l'exploitation se charge de la gestion de la circulation des trains, de l'affectation des ressources et de la régulation des circulations à partir de données planifiées du système (horaire, correspondances, matériel roulant, personnel, etc.). Le système pilotant la structure du réseau et de son infrastructure, a pour but la

gestion et la planification des travaux de maintenance et de renouvellement de la voie, ainsi que la mise en œuvre des travaux d'extension du réseau. Ainsi, c'est dans l'interface entre le système de pilotage de l'infrastructure ferroviaire et le système opérant (l'infrastructure ferroviaire) que le système PHM doit intervenir. En effet, le système de pilotage doit prendre en compte en entrée l'état des principaux composants de l'infrastructure, ces informations sont tout d'abord stockées dans une base de données générale qui permettra d'effectuer des analyses de diagnostic et de pronostic afin de permettre au système de pilotage de planifier et préparer les tâches de maintenance.

Cette thèse s'intéresse à la conception et au développement du processus de collecte de données et de mise en place de processus de diagnostic et de pronostic via l'utilisation de systèmes d'acquisition embarqués dans un matériel roulant. Dans ce cadre, les systèmes d'acquisition embarqués sont, en général, utilisés pour la surveillance des interfaces roue-rail ou pantographe-caténaire. La surveillance des interfaces véhicule-infrastructure permettent d'établir un diagnostic des éléments d'infrastructure tels que les défauts de voie ou caténaire. Ainsi, dans la suite de cette thèse nous nous intéressons au développement d'un système PHM générique pour l'interface véhicule-infrastructure, dans le cas général, du système pantographe-caténaire, dans le cas spécifique.

### 1.2.5 Le système de captage de courant pantographe-caténaire et terminologie spécifique au ferroviaire

Le système caténaire peut être soumis à de multiples sources de défaillances au cours de son cycle de vie. Ces défaillances peuvent être de causes multiples, un endommagement ou un mauvais réglage d'un composant, des conditions environnementales particulières (la foudre sur des isolateurs, chute d'arbre) ou l'impact de l'interaction avec le pantographe (échauffement important au contact). Dans ce cadre, la surveillance de l'interaction du couple pantographe-caténaire est un élément important pour la compréhension des processus de dégradation et de détérioration de la caténaire. En effet, le système caténaire est un sous-système du système de captage qui est constitué du couple pantographe-caténaire. Ainsi, nous présentons dans ce qui suit le système de captage dans son intégralité afin de comprendre le lexique ferroviaire nécessaire pour l'étude du système.

### 1.2.6 L'alimentation électrique des motrices

La FIGURE 1.7 représente un schéma général de l'alimentation en énergie des engins moteurs des trains. Les lignes aériennes de traction électriques (caténaies) servent à distribuer le courant nécessaire aux engins de traction le long de la voie ferrée. Ces lignes sont alimentées grâce à des sous-stations qui puisent l'énergie électrique à partir du réseau de lignes à haute tension et permettent ainsi de d'adapter la tension de l'énergie électrique aux motrices des trains.

Il existe une multitude de systèmes d'alimentation des engins de traction, selon les pays ou même au sein d'un même pays. Cela s'explique par l'histoire de l'électrification



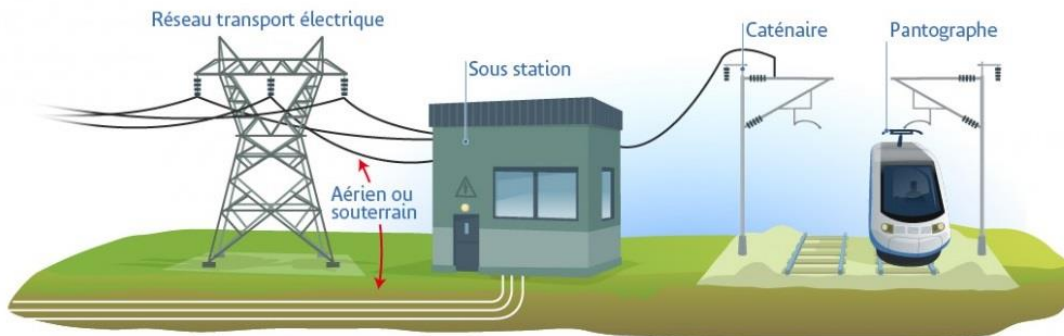


FIGURE 1.7 – Alimentation électrique des trains.

ferroviaire qui a suivi l'évolution de l'électrotechnique. Le tableau en ANNEXE ?? reprend les différentes caractéristiques des systèmes d'alimentation européens.

#### 1.2.6.1 Les lignes aériennes de traction électriques

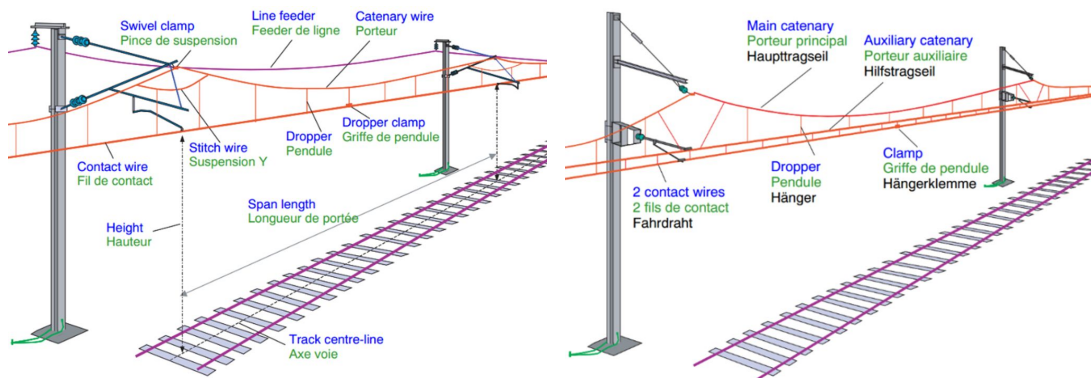
Les différents systèmes d'alimentation existants dans les différents pays ont fait émerger différentes solutions pour les lignes aériennes de traction électriques au fil des années. La conception de ces lignes dépend principalement du mode d'alimentation, des contraintes mécaniques et des contraintes d'environnement et de vitesse. Néanmoins, ces installations partagent les mêmes éléments principaux regroupés en 4 catégories :

- les supports (ou poteaux) ;
- les conducteurs électriques (fil de contact, câbles porteurs+ feeders éventuels) ;
- l'armement ou consoles : ensemble des composants qui tiennent la caténaire aux supports ;
- le circuit de retour de traction : il est constitué des rails, connexions et feeder qui véhiculent le courant depuis la locomotive vers la sous-station.

Dans ce sujet de thèse, nous nous intéresseront aux éléments des lignes aériennes en interaction avec le pantographe à savoir, les conducteurs électriques et les armements.

Le fil de contact est le composant de la caténaire permettant de transmettre l'énergie aux pantographes. Au-delà de 60 km/h, la flèche du fil de contact est trop importante pour pourvoir assurer un contact permanent entre ce dernier et les bandes de frottement du pantographe. Afin de pallier à ce problème, on a introduit des éléments intermédiaires entre les supports des poteaux et le fil de contact tels que les pendules et fils porteurs. Plusieurs types de lignes de contact ont été développés en fonction de la vitesse de circulation des trains souhaitée et de l'évolution des techniques d'électrotechniques et d'électrification.

En France, les solutions de caténaires les plus utilisées sont celles de la caténaire alimentée en 25 kV à courant alternatif et de la caténaire alimentée en 15 kV en courant continu. Ces deux types de caténaires offre deux solutions de conception différentes qui sont illustrées dans la FIGURE 1.8 adaptée de (UIC, 2007) :

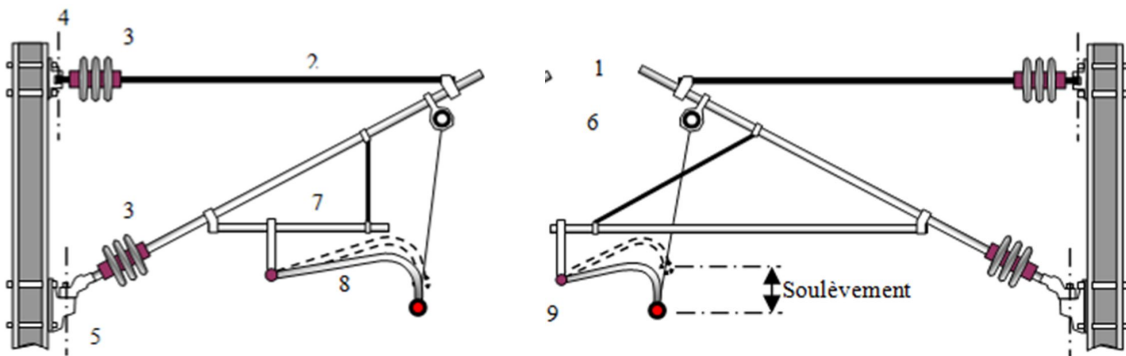


(a) Caténaire de type 25 kV à courant alternatif (b) Caténaire 1500 V à courant continu et ses composants.

FIGURE 1.8 – Caténaire 25kV à courant alternatif à gauche et caténaire 1500V à courant continu à droite.

### Supports et armement

La fixation de la caténaire sur les supports constitue l'armement, les différents éléments de l'armement pour une caténaire de type 25 kV AC sont présentés dans la FIGURE 1.9 L'armement se compose de la console (1) et du hauban (2), fixés sur le support par l'intermédiaire d'isolateurs (3) à des axes (4) et (5) permettant leur rotation dans le plan vertical. Le câble porteur (6) est fixé à la console. L'anti balançant (7), fixé rigidement à la console, supporte le bras de rappel (8) libre en rotation verticale pour permettre le soulèvement du fil de contact (9) accroché par une griffe.



(a) Bras de rappel en traction.

(b) Bras de rappel en compression.

FIGURE 1.9 – Armement pour une caténaire de type 3000 V, 15 kV, 25 kV ou 2×25kV.

Le bras de rappel est monté soit en traction (a), soit en compression (b) suivant l'alternance du désaxement à réaliser.

### Portée (*Span*)

L'espacement entre deux supports est appelé portée ou *span* en anglais. Il est préférable que la distance entre deux poteaux soit la plus grande possible afin de réduire l'investissement financier lors de la conception de la caténaire. Le choix des longueurs de portées d'une ligne dépend essentiellement de la géométrie de la voie, du rayon de courbure de la voie, et des conditions météorologiques et notamment dans les zones ventées. La portée couramment adoptée est de l'ordre de 60 m en alignement.

### Géométrie de la ligne de contact

La position du fil de contact par rapport à la voie est telle qu'elle permet un contact sur l'archet du pantographe sans occasionner sa dégradation autre que l'usure normale par frottement. Ce contact ne peut se faire sur une seule ligne du plan de contact qui provoquerait son sciage, il est par conséquent indispensable d'assurer un balayage périodique de l'aire de l'archet. En alignement le fil de contact suit une ligne brisée FIGURE 1.10 obtenue grâce à une fixation appropriée au niveau de chaque support (compression et traction de bras de rappel). Son amplitude est de l'ordre de  $\pm 20$  cm par rapport à l'axe de la voie. Elle atteint  $\pm 40$  cm sur les réseaux allemand et autrichien.

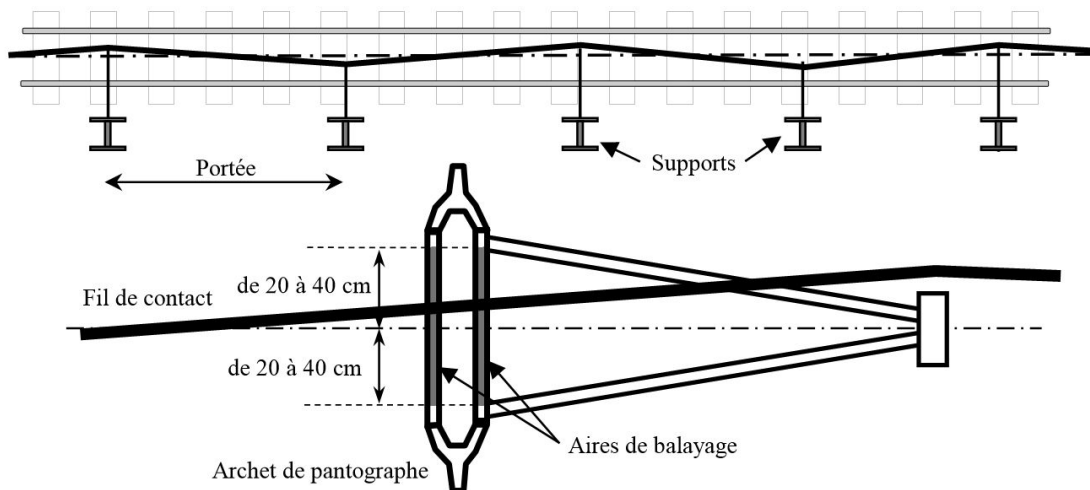


FIGURE 1.10 – Illustration du désaxement du fil de contact.

### Tension mécanique et compensation

Pour obtenir une rigidité suffisante sous l'action de l'effort de contact de l'archet du pantographe, le fil de contact et le câble porteur sont tendus mécaniquement. Pour éviter un dépassement de limite élastique cette tension est réalisée sur une longueur limitée appelée "canton de pose" ou section (FIGURE ??). Cette tension doit être constante quelle que soit la température ambiante. Par conséquent, les différences de longueur engendrées par la dilatation et la contraction des métaux doivent être compensées. Un dispositif tendeur permet de compenser les variations de longueur considérables dans la plage de températures ambiantes.

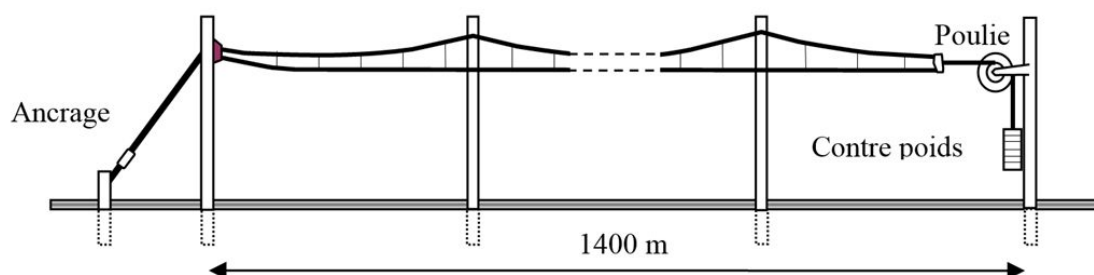


FIGURE 1.11 – Illustration du système de tension sur une section de 1400 m.

### 1.2.6.2 Pantographe

Le contact électrique s'effectue grâce à un appareil de prise de courant monté sur le toit du véhicule et en contact avec le conducteur aérien. La bande de captage est fixée sur l'archet, porté par un organe articulé, nommé pantographe, et est en contact permanent avec le fil conducteur. La force du cadre du pantographe est équilibrée par des ressorts ou un effort hydraulique. L'archet est alors suspendu élastiquement par rapport au cadre. Le pantographe permet ainsi d'absorber les variations de hauteur ainsi que les débattements verticaux et latéraux du véhicule.

La caténaire et le pantographe constituent ainsi un couple indissociable. Il a pour mission d'assurer :

- une pression de contact suffisante et aussi constante que possible entre le fil de contact et l'appareil de prise de courant, quelles que soient la vitesse du véhicule et la hauteur du fil de contact par rapport au rail ;
- une tension mécanique constante et indépendante de la température ambiante ;
- une tenue suffisante pouvant résister à l'action du vent latéral et aux effets aérodynamiques provoqués par les véhicules ;
- une facilité d'entretien avec un coût minimal.

Le pantographe constitue l'un des deux composants du système de captage par ligne aérienne. Monté en toiture de la motrice, il équipe la plupart des matériels de grande ligne fonctionnant sous les tensions continues (750, 1500, 3000 V) ou monophasées (25 kV 50 Hz ou 60 Hz, 15 kV 16,7 Hz). Ses fonctions principales sont électriques et mécaniques.

**Fonctions électriques :** il s'agit de conduire le courant total absorbé par l'engin de traction avec le minimum de résistance de contact pour limiter l'échauffement, notamment à l'arrêt.

**Fonctions mécaniques :** elles sont au service des fonctions électriques. Tout doit être mis en œuvre pour assurer un captage continu de bonne qualité quelle que soit la vitesse ou les points singuliers rencontrés.

En fonctionnement, le pantographe est soumis à trois forces principales : la force aérodynamique, la force de contact avec la caténaire ainsi que la force statique imposée par les ressorts ou l'alimentation pneumatique pour le levage.

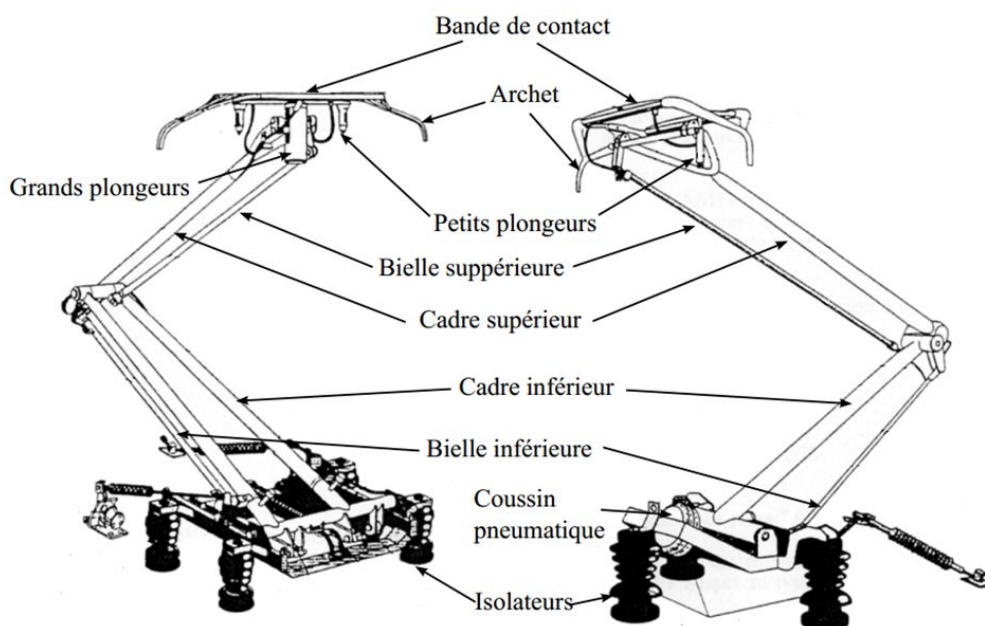


FIGURE 1.12 – Composants des pantographes GPU (gauche) et CX (droite).

### 1.2.6.3 Synthèse

Le système caténaire ne peut être dissocié du système pantographe, il est nécessaire d'étudier le système de captage dans son ensemble afin de comprendre les fonctions principales de chaque sous-système (caténaire et pantographe) et d'en déduire la meilleure approche pour le déploiement d'une démarche PHM. C'est d'ailleurs l'objet de la sous-section suivante, qui s'intéresse à l'étude du développement d'une approche PHM pour un système en interaction où le système de surveillance est mobile. Dans le cas général, cette approche pourrait être appliquée au PHM du rail à travers l'étude de l'interaction roue-rail, au PHM d'une infrastructure autoroutière par l'étude du comportement des suspensions des véhicules l'empruntant, etc. Dans notre cas d'application, le système étudié est le couple pantographe-caténaire.

## 1.3 Développement d'un système PHM pour l'infrastructure ferroviaire

### 1.3.1 Approche générique pour le développement d'un système PHM

Le développement d'un système PHM s'intéresse à la mise en place des différents modules du PHM décrits dans la FIGURE 1.4). De plus, sa conception doit répondre à un certain nombre de critères que l'on peut synthétiser comme suit :

- utiliser un nombre minimal de capteurs dédiés pour collecter les données et les informations sur le système ;
- accéder, surveiller et gérer l'état de santé du système avec des algorithmes intelligents et des modèles de référence basés sur les données et informations collectées ;
- proposer une décision appropriée pour planifier les tâches de maintenance basée sur l'état de santé du système.

Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature pour une méthodologie systématique de développement d'une solution PHM. Ces approches sont généralement spécifiques au système surveillé et du modèle choisi pour le pronostic. Uckun et al. (2008b) est le premier à avoir identifié la nécessité de développer une méthodologie standard pour le développement du PHM. Les auteurs proposent des éléments d'une démarche générique dédiée à la recherche dans le domaine du PHM. Dans le domaine des produits électroniques, Kumar et al. (2008) ont proposé 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<sup>6</sup>. Une autre approche proposée par Lee et al. (2014), appelée processus de développement 5S, repose sur cinq étapes principales pour le déploiement d'un système PHM pour les systèmes de production intelligent : *Streamline*, *Smart Processing*, *Synchronize & See*, *Standardize*, *Sustain*. La première étape de *Streamline* se réfère à l'identification des composants critiques du système surveillé et à la hiérarchisation des données de surveillance. L'étape de *Smart Processing* se concentre sur l'extraction des caractéristiques utiles pour évaluer l'état de santé du système et fournir des indicateurs de santé. *Synchronize & See* consiste en la mise en œuvre d'un outil de décision en fonction des indicateurs de santé construit auparavant. Enfin, les étapes *Standardize*, *Sustain* consiste à normaliser les analyses ainsi que maintenir et mettre à jour le système PHM. Une modèle de cycle en V pour le développement du PHM est proposé dans (Cocheteux et al., 2009), où le choix et les spécifications des mesures de performances des algorithmes de pronostic ainsi que les exigences de conception du système sont identifiées. Ensuite, un sous-ensemble de modes de défaillance est identifié afin d'implémenter le PHM pour les composants cibles. Une approche générale pour le développement du PHM est proposée par Saxena et al. (2010). Elle repose sur un modèle de cycle en V. Cette approche globale consiste à déduire les exigences du système PHM d'une analyse coûts-avantages-risques, ces exigences sont ensuite utilisées pour déduire l'architecture du système jusqu'au niveau de conception des algorithmes et la définition des métriques pour le pronostic. Chaque étape du processus est validée par rapport à l'étape qui la précède et l'étape qui la succède afin d'établir un équilibre entre les exigences. Dans ce modèle de cycle en V, les exigences et les contraintes définies auparavant pour le système sont répercutées pour des niveaux inférieurs (composants ou sous-système) grâce à des analyses telles que l'AMDEC (FMECA), HAZOP<sup>7</sup> ou l'expertise du système étudié (sélection d'un sous-ensemble de composants). Pour les composants choisis, une

6. Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC) appelé FMECA en anglais : Failure Modes, Effects and Criticality Analysis

7. HAZOP : (HAZard and OPerability study) est une des méthodes les plus utilisées en analyse de fiabilité

architecture du système PHM est établie et un ensemble de métriques de performance pour le pronostic ainsi que le diagnostic sont identifiées. Par la suite, les solutions matérielles et logicielles du système PHM sont testées et validées au niveau des composants / sous-systèmes, puis intégrées au niveau système et testée de nouveau. Une méthodologie pour le développement d'un système PHM lors de la conception du système à surveiller est proposée par Lamoureux et al. (2015). Ce modèle appelé 3-V ou modèle en dent de scie est une adaptation d'un modèle en cycle en V et prend en compte trois étapes : 1) le développement et la validation des logiciels d'extraction d'indicateurs de santé à l'aide de prototypes virtuels et de modèles physiques, 2) le développement d'un banc de test du système PHM et du système surveillé afin de tester les capteurs, l'unité de commande, les logiciels de traitement, etc., 3) et le déploiement, la vérification et la validation du système PHM, ce qui est également appelé phase de maturation du système PHM. Plus récemment, Aizpurua and Catterson (2016) ont formalisé une approche générique appelée ADEPS (*Assisted Design for Engineering Prognostic Systems*) 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 pronostic basée sur la conception du système et la fiabilité de ce dernier. 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.

Le tableau ci-dessous (TABLEAU 1.1) reprend les différentes propositions de méthodologies de déploiement proposées dans la littérature.

Les différentes méthodologies proposées sont souvent appliquées à des systèmes particuliers et sont dépendantes de l'approche de pronostic choisie et de la maturité de la connaissance du système, de ses principaux modes de défaillance et des modèles existants. Étant donné la variété des approches de pronostic et les différents objectifs des utilisateurs, une méthode précautionneuse est nécessaire lors de la conception d'un système PHM. L'application d'approches standards d'un point de vue de l'ingénierie système, tel que le modèle de cycle en V, semble être une solution convenable. Qu'elles respectent un cycle en V ou non, les différentes méthodologies proposées partagent des étapes similaires pour le développement d'une solution PHM. On peut les regrouper au sein d'un processus générique comme suit :

1. définition des exigences et des besoins : cette étape découle souvent d'une analyse des bénéfices qui dépendent des objectifs des industriels ;
2. identification d'un sous-ensemble de composants à surveiller : cette étape consiste à identifier les composants les plus critiques vis-à-vis des objectifs fixés ;
3. définition des paramètres physiques à surveiller : cette étape englobe les paramètres définis au paragraphe 1.1.5.1 ;
4. conception de l'architecture PHM et développement des solutions matérielles et logicielles : cette étape consiste à concevoir les différents modules que constitue le PHM (cf. FIGURE ??) et dépend de l'approche choisie pour le pronostic et le diagnostic en fonction des données disponibles et de la précision des modèles du système à surveiller ;

Tableau 1.1 – Approches proposée dans la littérature pour le développement d'un système PHM.

Uckun et al. (2008b)	Interprétation des exigences, définition des métriques, des fautes du système, des capteurs, et de du modèle de pronostic ; enfin vérification et validation
Kumar et al. (2008)	AMDEC et mécanismes de défaillance (FMMEA <sup>8</sup> ) , identification des paramètres, définition d'une référence, surveillance continue, évaluation de l'état de santé, l'horizon du pronostic
Cocheteux et al. (2009)	Définition des exigences, analyse des modes de défaillance, sélection des modes de défaillance les plus critiques, choisir le modèle de pronostic en fonction des modes de défaillance choisis et la capacité des capteurs, évaluation des résultats du pronostic
Saxena et al. (2010)	Définition des exigences de l'utilisateur, définition des exigences du système de surveillances et de ses contraintes, conception du système PHM, sélection de métrique de performance, valider puis intégrer le système PHM
Lee et al. (2014)	D5S <sup>9</sup> : <i>Streamline, smart processing, synchronize, standardize, &amp; sustain</i>
Lamoureux et al. (2015)	Conception du modèle virtuel, prototypage d'un banc de test et conception du système PHM, intégration du système PHM et validation
Aizpurua and Catterson (2016)	ADEPS, formalisation des exigences de conception du système PHM par l'étude des modèles existantes, de la fiabilité du système surveillé et la connaissance des experts.



5. intégration des solutions matérielles et logicielles développées : dans cette phase le système est déployé au niveau de chaque composants puis au niveau système ;
6. validation et vérification du système : la validation et vérification de l'algorithme de pronostic (Tang et al., 2011) du système PHM sont réalisée lors de cette étape.

### 1.3.2 Développement d'un système PHM pour l'infrastructure ferroviaire

Dans ce chapitre nous abordons l'étape primordiale dans le déploiement d'un système PHM qui est celle de la conception de l'architecture PHM et du développement des solutions matérielles et logicielles dans le contexte d'une infrastructure ferroviaire. D'une manière générale, l'architecture PHM vient se greffer au système «hôte» (Lamoureux, 2014) qui est en général le système surveillé pour lequel les solutions de diagnostic et de pronostic sont mises en place. En ce sens, l'architecture du système PHM à développer dépend du type de système à surveiller. En outre, la mise en place des procédures de diagnostic et de pronostic, nécessite d'obtenir certaines informations nécessaires au développement de la solution. Ces informations peuvent être regroupée dans trois catégories : 1) la connaissance des mécanismes de défaillances du système hôte. 2) la disponibilité de données du comportement nominal du système surveillé, des données de mode défaillant, ainsi que de données de représentant la dégradation du système, et 3) la disponibilité de modèles réalistes prenant en compte les paramètres d'architecture du système surveillé, les paramètres d'environnement ainsi que leurs incertitudes. Par conséquent, nous devons répondre aux questions suivantes pour la mise en place du système PHM :

- Quelle architecture adopter pour le système PHM vis-à-vis du système surveillé ?
- Quelle procédure adopter pour le développement du système PHM en fonction des informations disponibles ?

#### 1.3.2.1 Architecture d'un système PHM pour la surveillance de l'infrastructure ferroviaire depuis un train (la voie et la caténaire)

Dans ce chapitre, nous abordons la question du PHM pour les systèmes de la voie ainsi que de la caténaire qui sont deux composants principaux de l'infrastructure ferroviaire. En raison de la grande échelle des systèmes voie et caténaire (plusieurs kilomètres sur de grandes étendues géographiques), leur surveillance s'effectue au moyen de trains d'inspection dédié ou de trains commerciaux équipés de systèmes de mesure spécifiques. Le but de la surveillance est d'établir un état du niveau de dégradation des différents composants de la voie et de la caténaire le long de l'infrastructure. Ainsi, le développement d'un système PHM doit tenir compte de cette configuration (le système de surveillance est embarqué dans un train en mouvement). En effet, dans le cas général (surveillance d'une ligne de production, par exemple), le système PHM est « greffé » sur le système supervisé (système « hôte ») pour extraire des paramètres physiques afin d'obtenir des indicateurs de santé en réalisant une étape de manipulation de données, comme l'illustre la figure suivante (FIGURE 1.13) :

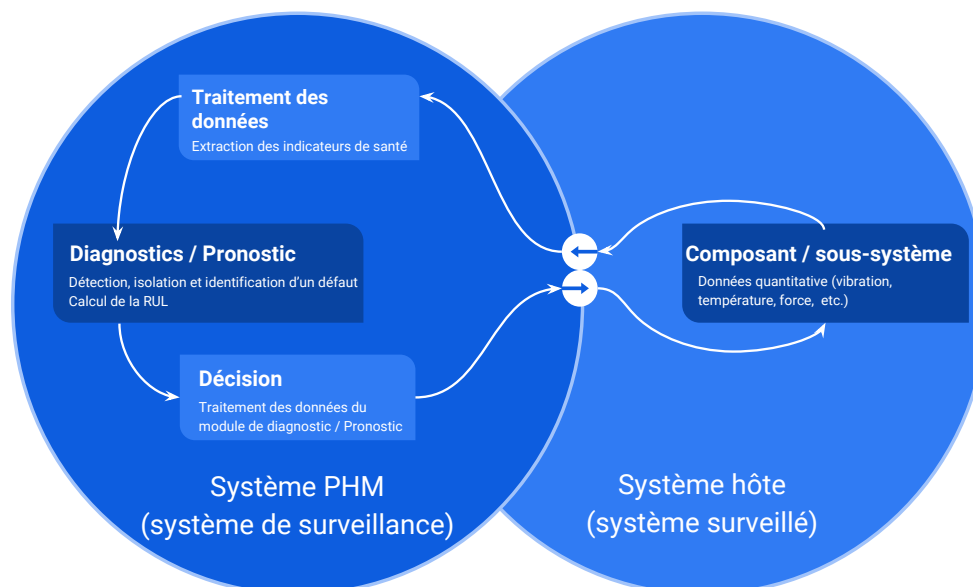


FIGURE 1.13 – Architecture classique d'un système de surveillance.

Dans le cas de l'infrastructure ferroviaire, les capteurs sont embarqués et installés à des endroits spécifiques des trains d'inspection. Ainsi le système PHM n'est plus "greffé" sur le système hôte mais intégré à un système mobile qui est en interaction avec le système à surveiller. Par conséquent, les mesures utilisées pour la détection et le diagnostic de défauts sont souvent des grandeurs caractéristiques de l'interaction entre sous-systèmes. À titre d'exemple, l'accélération mesurée au niveau des boîtes d'essieu du bogie du train est utilisée pour le diagnostic de défauts de rail surfacique tels que les squats (Molodova et al., 2014). Pour la caténaire, la force de contact entre le pantographe et la caténaire est la grandeur physique utilisée pour s'assurer de la qualité de captage du système pantographe-caténaire. Les critères pour l'évaluation du captage à partir de la force de contact sont définis dans la spécification technique d'interopérabilité TSI (The European Commission, 2014). Les capteurs de mesure de force de contact sont montés sur la tête de captage du pantographe et servent à l'évaluation de la qualité de captage. Pour illustrer cette problématique, un schéma de la configuration des systèmes est donné dans la FIGURE 1.14. Dans cet exemple, la partie d'extraction des indicateurs de santé est intégrée au système hôte (par exemple, le système pantographe) qui est en interaction avec le système supervisé (caténaire).

Dans cette configuration, le système hôte est considéré dans une bonne condition de fonctionnement. Cependant, ce système est également sujet à des défaillances (par exemple, dans le cas de l'interaction roue-rail, un défaut de roue plate peut affecter l'acquisition des accélérations des boîtes d'essieu). Cela implique que la santé du système hôte peut avoir une incidence sur le processus d'extraction de descripteurs. Par consé-

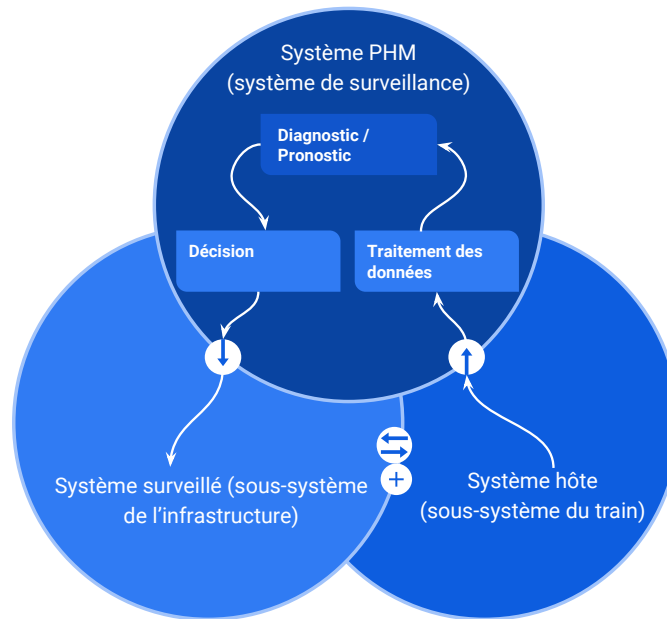


FIGURE 1.14 – Architecture d'un système de surveillance pour l'infrastructure ferroviaire.

quent, les considérations ci-dessous doivent être prises en compte lors de la conception et le déploiement d'une solution PHM pour ce type de systèmes :

- en plus des paramètres de conception du système supervisé, les paramètres du système hôte doivent être pris en compte comme entrée pour les différentes couches du système PHM (vitesse du train, force statique du pantographe, etc.)
- si le système hôte a un système de surveillance ou non, les critères concernant l'état du système hôte doivent être appliqués aux fonctions extraites.

L'idée sous-jacente est que l'obtention de l'état de santé du système supervisé se fait grâce au système hôte qui est en interaction avec le système supervisée pour lequel le développement de solutions de diagnostic et de pronostic est nécessaire. Par conséquent, l'état de santé du système hôte doit être intégré comme entrée dans la conception du système PHM. Un exemple d'implémentation d'architecture détaillée pour le cas spécifique de la caténaire est proposé dans la FIGURE 1.15 :

Dans cette proposition d'architecture, la partie de traitement des indicateurs de santé (HI<sup>10</sup> processing) reçoit des données du système hôte PHM (exemple : pantographe ou train). Nous pouvons par exemple utiliser ces données pour évaluer les indicateurs de santé extraits de l'interaction. Ces données peuvent également être utilisées comme une information pour la prise de décision et la validation des informations sur l'état de santé, du diagnostic et du RUL.

10. Health Indicator, indicateur de santé en anglais

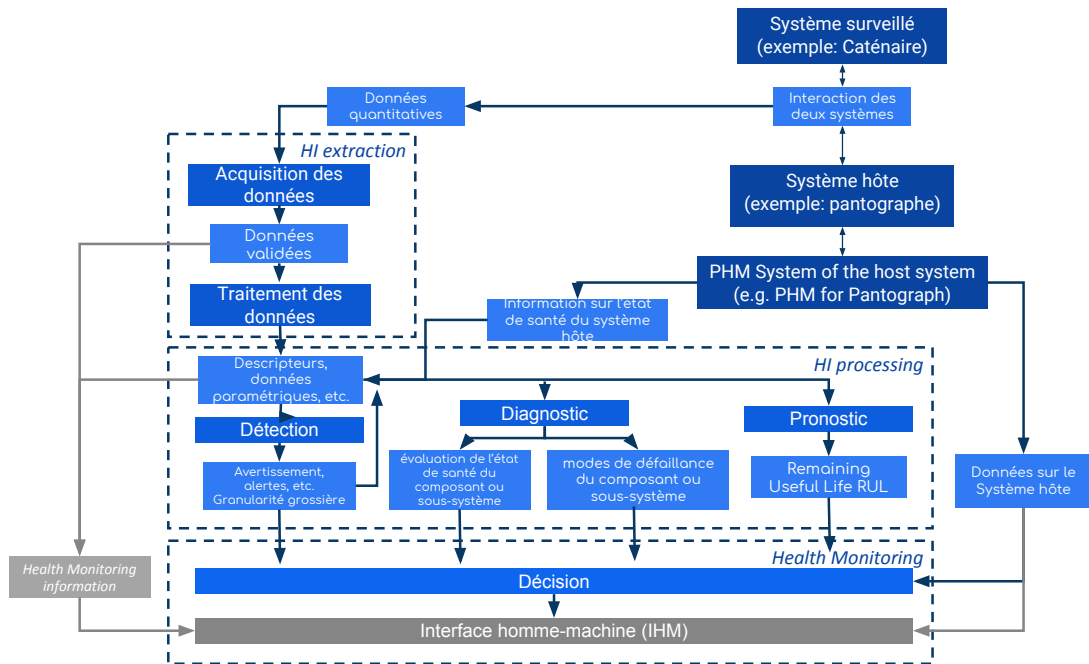


FIGURE 1.15 – Architecture d'un système PHM pour un système composant l'infrastructure ferroviaire.

Selon les étapes de développement et l'architecture proposée pour le PHM, l'interaction des systèmes et de l'évaluation des descripteurs extraits concernant les paramètres de fonctionnement du système et l'état du système hôte.

La méthodologie proposée précédemment consistant en six étapes peut être prise comme socle pour tout développement et déploiement d'un système PHM. Les différences entre les diverses méthodologies proposées dans la littérature réside dans la mise en place du système PHM et la construction des algorithmes de diagnostic et de pronostic qui dépendent des données et modèles disponibles ainsi que des outils scientifiques choisis.

### 1.3.2.2 Proposition d'un processus « spécifique » pour le développement d'une démarche PHM pour le système caténaire

Nous avons vu au paragraphe précédent (SECTION 1.3.1) les différentes approches existantes pour le développement et le déploiement du PHM. Il n'existe pas de méthodologie généralement applicable qui suggère une technique de pronostic en fonction des exigences de l'utilisateur, vérifie que les résultats obtenus sont cohérents avec les exigences de conception et réévalue l'impact des résultats au niveau du système. Ces méthodes sont pour la plupart valides pour des applications particulières ou pour des approches de pronostic en particulier. Néanmoins, nous avons vu que ces méthodes peuvent être décrites à travers un processus générique comportant 6 étapes.

Fondamentalement, la conception d'un système PHM revient au développement de deux solutions : la solution d'acquisition, de transmission, et de conditionnement des données (partie hardware), et la conception d'un logiciel assurant la détection, l'évaluation de l'état de santé, le diagnostic ainsi que le pronostic.

#### **Solution matérielle**

La solution physique (partie hardware) est fortement liée aux étapes (1), (2) et (3) du processus générique défini à la SECTION 1.3.1. La prise en compte des exigences "client", l'étude des modes de défaillance et des paramètres à surveiller doit permettre la définition de l'architecture du système PHM ainsi que les modules de collecte de données et de pré-traitement, et ceci avec un nombre minimum de capteurs et un accès en permanence aux données du système surveillé et aux données événements. Dans le cas du système de captage, l'architecture du système PHM a été définie précédemment et permet d'identifier les exigences principales pour la conception de la solution matérielle. Nous verrons dans le CHAPITRE 2, une procédure permettant d'identifier les modes de défaillances principaux, de sélectionner les technologies existantes pour la surveillance de la caténaire et de définir la mise en place du pré-traitement des données.

#### **Solution logicielle (problématique des données)**

Le développement de la partie logicielle dépend principalement de l'approche choisie pour le diagnostic et le pronostic et intervient dans la partie (4) de l'approche systématique décrite à la SECTION 1.3.1. En effet, les approches présentées précédemment se concentrent sur la comparaison d'algorithmes alternatifs en mettant en œuvre des métriques quantitatives (par exemple : erreur, coût, horizon, etc.), et souvent après la mise en place de l'algorithme. Pour un industriel il serait plus intéressant de choisir une approche en amont afin d'optimiser les coûts de développement. Ainsi, il est possible de guider le concepteur dans la phase de pré-implémentation vers un algorithme de pronostic (ou diagnostic) adéquat en examinant des options de conception pertinentes, mais cela dépend de beaucoup de paramètres, comme par exemple, les propriétés des données, la complexité de calcul, les modèles de dégradation disponibles et leurs fiabilité, les seuils de défaillance, ou encore la gestion de l'incertitude.

Parmi ces paramètres la disponibilité de données fiables est l'un des facteurs les plus déterminants dans la sélection d'une approche de diagnostic/pronostic. Les données utilisées pour le PHM peuvent provenir de plusieurs sources. Nous avons vu précédemment que ces données peuvent être classées en deux groupes : les données qualitatives, qui fournissent les informations liées au type d'événements (panne, par exemple) et/ou aux tâches effectuées au cours de l'exploitation de l'équipement surveillé, et les données quantitatives (ou les données de surveillance de l'état de l'équipement) qui sont généralement les mesures issues des capteurs. Dans (Wagner et al., 2016) les auteurs s'intéressent à la classification des données pour le PHM et les méthodes d'intégration de ces données. Ils distinguent quatre types de données pour le diagnostic et le pronostic : les données de surveillance du système (elles représentent les caractéristiques interne du système surveillé), les informations relatives à la machine (ce sont les données de commande, l'historique des opérations et l'historique de maintenance), les facteurs extérieurs (les données relative à l'environnement du système) et des données supplémentaire telles que la connaissance d'experts et la connaissance sur la flotte/la population des systèmes/composants sur-

veillés. Ces auteurs montrent que parmi toutes les méthodes d'intégration sont basées sur l'ajout d'autres sources d'information aux données de surveillance. En effet, les données de surveillance sont celles qui sont souvent liées à l'état de du système, par conséquent elles sont les plus pertinentes pour le diagnostic ou le pronostic.

Ainsi, les données de surveillance sont l'élément essentiel pour la sélection de l'approche de diagnostic ou de pronostic. De plus, elles doivent être représentatives de l'état nominal du système, de l'état dégradé, ainsi que de l'évolution de la dégradation jusqu'à la défaillance. Or, lors du développement d'un système PHM, ce type de données, avec les caractéristiques évoquées, ne peut être disponible immédiatement. Par conséquent, l'étude du comportement des données de surveillance en fonction des dégradations du système est nécessaire. Pour ce faire, nous pouvons distinguer trois approches différentes pour générer des données de surveillance pour la mise en place d'une approche de diagnostic/pronostic.

- Les données de modèles : ces données sont généralement issues de l'utilisation d'un modèle analytique du système surveillé couplé à un modèle de dégradation (par exemple : les données simulées de dégradation de turboréacteurs de la NASA (Saxena et al., 2010)). Cette approche peut être mise en place très rapidement puisque ces modèles sont généralement déjà existants lors de la conception du système surveillé. Néanmoins, ce type d'approche peut être limitée par la robustesse des modèles, la restriction à certains modes de fonctionnement uniquement et les paramètres environnementaux. Elles peuvent également nécessiter de grandes ressources de calcul et la quantification des incertitudes liés aux modèles peut se révéler difficile.
- Les données d'essais : elles sont généralement issues de l'utilisation d'un banc de test sur lequel il est possible de simuler des défaillances ou des essais de dégradation accélérés (par exemple : les données de dégradation de roulement du FEMTO-ST (Nectoux et al., 2012)). Cette approche peut être très utile car elle permet la mise en place d'un premier prototype du système PHM, de tester plusieurs configurations de fonctionnement et de récupérer des données de capteurs. Cependant sa mise en œuvre peut être assez coûteuse et la dégradation peut être lente et non représentative.
- Les données de surveillance provenant du "terrain" : la collecte de ce type de données consiste en la mise en place de systèmes/composants «tests» permettant de collecter les données nécessaires pour le suivi de l'état de santé. Ces données peuvent être étiquetées en fonction des différents modes de défaillances, et peuvent également faire partie de l'historique du système. Elles peuvent également permettre la mise en place rapide d'approches de diagnostic/pronostic. En revanche, il peut s'avérer difficile de à mettre en place ce type de démarche en raison du remplacement des équipements avant leur pannes, ce qui rend la disponibilité de données représentatives des modes de défaillance rare.

Ces trois approches peuvent être utilisées pour la génération de données de surveillance nécessaires au choix de l'approche de diagnostic ou de pronostic. Par ailleurs,

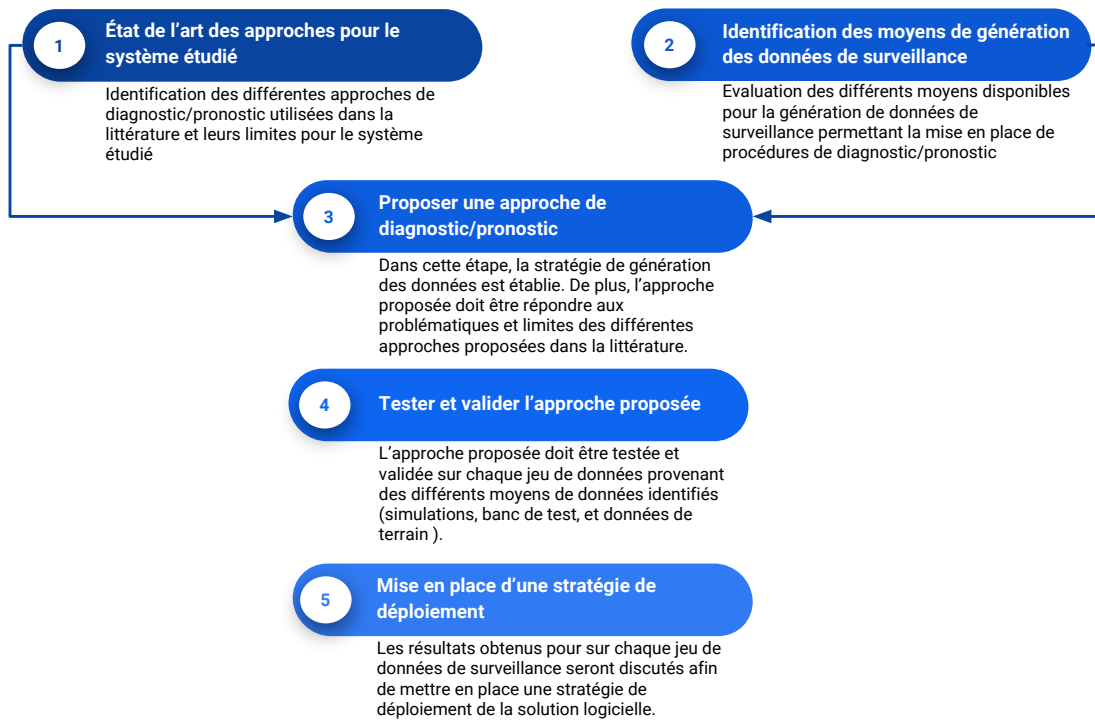


FIGURE 1.16 – Procédure proposée pour le développement de la solution logicielle PHM.

nous remarquons que la plupart des données de dégradation disponibles dans la littérature scientifique sont issues de modèles de simulation ou de bancs d'essais (Lau, 2017). En effet, les données de systèmes en exploitation étiquetés avec des défaillances sont rares et les collecter peut représenter un processus lent et coûteux. Dans notre cas, le développement de la solution logicielle du PHM s'effectuera selon une procédure en cinq étapes permettant d'intégrer les différents types de données de surveillance utilisés. Les cinq étapes de la procédure illustrés dans la FIGURE 1.16 sont définies comme suit :

1. identifier les moyens de génération de données de surveillance contenant des dégradations et des défauts qui devront être identifiés (modèles du système, bancs de tests, etc.) ;
2. effectuer un état de l'art des solutions et des approches de diagnostic et de pronostic appliquées au système étudié ;
3. sélectionner et proposer l'approche la plus pertinente pour le diagnostic ou pronostic en fonction des points 1 et 2 ;
4. tester et valider l'approche proposée sur chaque source de données provenant d'un moyen de de génération de données identifié (modèles du système, bancs de tests, etc.) ;
5. enfin, les résultats obtenus pour sur chaque jeu de données de surveillance seront discutés afin de valider la méthode proposée et mettre en place une stratégie de déploiement de la solution logicielle.

## 1.4 Conclusion

Le PHM est une discipline qui fait appel à plusieurs domaines scientifiques. Il a pour but d'augmenter le cycle de vie en effectuant un pronostic de la durée de vie du composant ou du système pour laquelle elle est appliquée. Avec la complexification constante des systèmes industriels et l'émergence de nouvelles solutions pour la collecte, la transmission et le stockage de données, la mise en place et l'industrialisation des approches PHM doit être standardisée et doit s'adapter aux caractéristiques du système ou composant surveillé.

Dans ce premier chapitre, nous avons énuméré et décrit les différents modules de PHM et son émergence en tant que discipline pour la mise en place de la maintenance prédictive. Nous avons décrit, par la suite, la nécessité de la mise en place d'une politique de maintenance prédictive pour l'infrastructure ferroviaire et de sa nécessité pour le système caténaire. Ce système est constitué d'une multitude de composants d'une conception simple, ces composants sont répétés sur une très grande zone géographique. Le PHM appliqué à ce genre de systèmes nécessite une approche spécifique pour son déploiement.

Nous avons étudié les différentes approches de développement d'un système PHM. Nous avons vu qu'il n'existait pas de méthode systématique pour ce développement, cependant nous avons défini un processus générique en 6 étapes qui regroupe les points en commun entre les différentes approches proposées dans la littérature scientifique. Nous avons montré que l'étape de conception de l'architecture du système (étape 4) est la plus déterminante. En effet, c'est dans cette étape que les solutions matérielles et logicielles qui définissent le système PHM sont conçues.

Enfin, nous avons choisi une approche générique consistant à identifier les ressources disponibles pour générer des données de surveillances nécessaires pour la mise en place d'une approche de pronostic ou diagnostic. C'est ainsi que pour le cas spécifique de la caténaire nous utiliserons d'abord les modèles physiques de simulation du système pantographe-caténaire. Nous avons démontré que les données de surveillance et leur génération sont la brique essentielle permettant de choisir l'algorithme et l'approche à utiliser pour le développement des modules de diagnostic et de pronostic. Pour cela, nous avons proposé une approche permettant d'intégrer différentes sources de données de surveillance pour le développement du PHM pour l'infrastructure ferroviaire. Cette méthode sera utilisée dans les chapitres 3 et 4 pour le développement des modules de diagnostic et de pronostic pour le système caténaire.





# Chapitre 2

## Surveillance du système pantographe-caténaire

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>42</b>
<b>2.2</b>	<b>Identification des composants critiques</b>	<b>42</b>
2.2.1	Méthodologies d'identification des composants critiques	43
2.2.2	Approche proposée pour l'identification des composants critiques du système caténaire	46
<b>2.3</b>	<b>Mesure pour la surveillance du système pantographe-caténaire</b>	<b>53</b>
2.3.1	Paramètres géométriques	55
2.3.2	Paramètres mécaniques	56
2.3.3	Paramètres électriques	56
2.3.4	Synthèse	56
<b>2.4</b>	<b>Acquisition des données pour la surveillance de la caténaire</b>	<b>57</b>
2.4.1	Les capteurs mécaniques	59
2.4.2	Les capteurs optiques	60
2.4.3	Les capteurs à ultrasons	62
2.4.4	Synthèse	63
<b>2.5</b>	<b>Prétraitement des données pour la surveillance du système pantographe-caténaire</b>	<b>64</b>
<b>2.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>66</b>

---

## 2.1 Introduction

Ce chapitre présente les premières étapes pour le développement d'un système PHM et son application au système caténaire. L'efficacité d'un système PHM dépend de la qualité des données de surveillance disponibles. Extraire de telles données d'un équipement industriel est une étape difficile en raison de la complexité accrue des systèmes industriels modernes et des erreurs et des bruits qui pourraient affecter les signaux acquis. Par conséquent, une étude doit être menée afin de décider si la surveillance doit s'effectuer au niveau du système ou au niveau des composants. La surveillance à un niveau « système » reste difficile en pratique en comparaison aux approches de suivi des composantes, c'est pour cette raison que la plupart des approches se concentrent sur des composants « cibles ».

La sélection des composants les plus critiques du système surveillé, pour la mise en place du PHM, peut être effectuée grâce à des méthodes de sûreté de fonctionnement. Le but étant d'étudier les modes de défaillances les plus critiques et leurs mécanismes de défaillance afin d'identifier les paramètres clés à surveiller, les plus importants étant ceux qui contiennent les informations sur la dégradation des composants. Ces paramètres nous permettent par la suite de définir les paramètres à mesurer sur le système surveillé. Ces étapes correspondent aux étapes (2) et (3) du processus générique de développement d'un système PHM décrit dans SECTION 1.3.1 du chapitre précédent.

Enfin, afin d'extraire les données de l'équipement surveillé, les experts doivent choisir des capteurs spécifiques en fonction des paramètres à surveiller sur les composants. Puis, le prétraitement de ces données peut être effectué afin de les préparer au traitement par les modules de détection, de diagnostic et de pronostic.

Dans ce chapitre, nous présenterons les différentes approches existantes pour l'identification des composants critiques, et nous proposerons une approche applicable au système caténaire. Ensuite, nous dresserons un état de l'art des différentes grandeurs mesurées dans le cas du système caténaire et leurs liens avec les composants critiques. Enfin, nous aborderons les différentes approches de prétraitement nécessaires pour améliorer la qualité du signal d'entrée et pour supprimer les valeurs éventuelles aberrantes qui se présenteraient, pour la validation des indicateurs de santé.

## 2.2 Identification des composants critiques

Dans les sections précédentes nous avons vu que le processus de pronostic est basé sur l'estimation (présente et future) des modes de défaillances d'un système ou d'un composant. Partant de ce fait, la conception d'une méthode de pronostic ou sa mise en œuvre industrielle repose dans un premier temps sur l'identification des modes de défaillances associés à l'équipement.

Traditionnellement, l'identification des modes de défaillances d'un système s'effectue à travers des méthodes de sûreté de fonctionnement. Cette dernière est une discipline omniprésente dans les secteurs de la défense, de l'aéronautique, du nucléaire, de l'espace et des transports. Elle propose une riche palette de méthodes et de concepts au service

de la maîtrise des risques. Cette discipline permet d'utiliser les connaissances *a priori* et *textita posteriori* que l'on possède d'un système afin d'identifier ses mécanismes de défaillance.

Dans l'objectif de mettre en place un système PHM, l'identification des modes de défaillances et des mécanismes de défaillance 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 permettant d'identifier les composants les plus critiques sur lesquels doit être appliqué le PHM et en tenant compte des objectifs et des exigences qui lui sont liés.

### 2.2.1 Méthodologies d'identification des composants critiques

L'une des disciplines permettant l'identification des composants critiques d'un système industriel est l'utilisation d'indicateur de sûreté de fonctionnement. Cette discipline est connue en anglais sous l'acronyme de RAMS (Reliability Availability Maintainability and Security). Elle permet l'identification des événements dangereux ou les enchaînements d'événements dangereux (scénarios) pouvant conduire à une situation à risques mais aussi les causes et les conséquences de ces événements. Il existe de nombreuses techniques d'évaluation des risques qui se complètent plus ou moins. Chaque technique est basée sur une approche d'évaluation des risques du système selon une méthode bien spécifique et il n'existe pas d'approche générique. En général, l'évaluation des risques peut être divisée en deux types d'approches : qualitatives et quantitatives.

#### 2.2.1.1 Approches qualitatives

Les approches qualitatives représentent l'ensemble des méthodes non-mathématiques. Elles sont basées sur la connaissance, l'expertise et les données de l'historique du système étudié afin d'identifier et évaluer les scénarios d'accidents. Ces méthodes utilisent généralement des termes qualitatifs tels que faible ou élevé pour décrire le risque engendré par un événement spécifique. Elles sont utiles lorsque l'on dispose d'informations insuffisantes pour élaborer une évaluation détaillée des dangers ou lorsque les relations entre les différents processus du système ne peuvent être représentées avec précision. Si le risque n'est pas clair, le scénario d'accident est identifié en termes qualitatifs et peut être analysé plus tard par des techniques quantitatives. Il existe de nombreuses méthodes qualitatives de sûreté de fonctionnement. Parmi ces méthodes on peut citer : la Checklist, l'analyse d'hypothèses ou en anglais What-If analysis, l'analyse préliminaire des risques (APR) appelée en anglais Preliminary hazard analysis (PHA), l'analyse des modes de défaillance et de leurs effets (AMDE), l'analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leurs criticités AMDEC.

##### **Exemple : Analyse des modes de défaillance et de leurs effets (AMDE)**

L'AMDE est une méthode permettant une analyse systématique des défaillances de composants d'un système et l'identification des résultats et effets de ces défaillances sur l'opérabilité du système analysé. La mise en place d'une analyse AMDE nécessite d'inclure tous les incluent toutes les modes de défaillances importants pour chaque composant

ou sous-système. Elle peut être appliquée au niveau système, sous-système, assemblage, sous-assemblage ou bien composant. De plus, cette approche peut servir de guide à l'élaboration d'un ensemble complet d'actions qui réduiront le risque associé à la défaillance du système industriel et ses composantes à un niveau acceptable. Le tableau suivant présente un exemple d'une procédure AMDE pour un composant de la caténaire.

Tableau 2.1 – Exemple d'une analyse AMDE pour le fil de contact

Composant	Mode de défaillance	Gravité	Criticité	Classification du danger		Catégorie du risque
				Sévérité	Fréquence	
Fil de contact	Rupture mécanique du fil de contact	Chute du fil de contact à cause de la rupture du fil de contact	Inacceptable	3	F2	R1
	Flèche du fil de contact en raison d'une dilatation excessive	Glissement du fil de contact loin de sa position initiale	Inacceptable	3	F4	R2
	Mauvaise position du fil de contact	Glissement du fil de contact loin de sa position initiale	Inacceptable	3	F2	R1

Dans cet exemple, trois modes de défaillance potentiels ont été identifiés, la rupture du fil de contact, la flèche excessive du fil de contact ainsi qu'une mauvaise position de ce dernier. Pour chaque mode de défaillances est associé un degré de risque en fonction de la sévérité et de la fréquence de ce mode. Dans ce cas, les modes de défaillance de rupture et de mauvais positionnement du fil de contact sont ceux qui présentent le plus de risque.

### 2.2.1.2 Approches quantitatives

Les techniques quantitatives fournissent des évaluations statistiques du risque d'un scénario spécifique et peuvent être utilisées si la probabilité et la conséquence des événe-

ments sont disponibles. De telles techniques ont l'avantage de fournir des valeurs numériques qui peuvent être utilisées pour définir des catégories qualitatives (exemple : haut risque, risque moyen, bas risque). Quelques-unes des techniques les plus utilisées sont : Layer of protection analysis, Dow Fire and Explosion Index, Dow chemical exposure index et Fault tree analysis (FTA) ou en français arbres de défaillances.

**Exemple : Les arbres de défaillances** Cette technique a été développée par les laboratoires Bell en 1962. Destinée à l'armée de l'air américaine, elle a par la suite été adoptée et largement appliquée par le constructeur aérien Boeing et d'autres industries plus tard. C'est un outil graphique permettant d'établir des combinaisons possibles d'évènements qui aboutissent à la réalisation d'un évènement indésirable prédéfini. L'évènement prédéfini est appelé évènement redouté à partir duquel sont déduits des niveaux successifs évènements tels que chacun d'eux est une conséquence d'un ou plusieurs évènements du niveau inférieur. Ce principe déductif est poursuivi jusqu'aux évènements élémentaires qui doivent être indépendants entre eux et doivent avoir une probabilité d'occurrence quantifiée. Afin de définir les liens entre les différents niveaux d'évènements des opérateurs logiques sont utilisés et formalisés graphiquement.

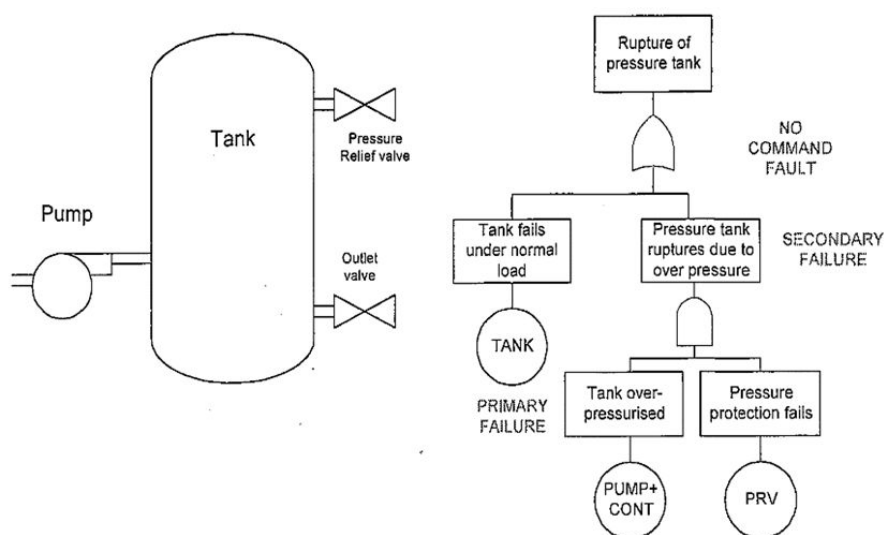


FIGURE 2.1 – Exemple d'un arbre de défaillances pour un réservoir.

D'une manière générale, le choix d'une technique de sûreté de fonctionnement appropriée n'est pas une tâche facile et utilise souvent des résultats issus de l'expérience des ingénieurs. Le principal avantage des approches qualitatives est qu'elles fournissent des analyses rapides et moins coûteuses que les approches quantitatives. 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.

## 2.2.2 Approche proposée pour l'identification des composants critiques du système caténaire

Le déploiement d'un système PHM pour un programme de maintenance conditionnelle et prédictive peut permettre d'atteindre des objectifs tels que l'augmentation de la fiabilité du service ; l'augmentation de la disponibilité des systèmes ; et la diminution des coûts de maintenance. Les méthodologies présentées au paragraphe précédent permettent d'identifier les composants critiques d'un système selon des critères spécifiques définies selon les approches mises en place.

Dans ce travail de thèse l'approche proposée permet l'identification des composants critiques en fonction des trois objectifs d'un programme PHM. Dans ce cadre, l'identification des composants à surveiller peut se faire en fonction des objectifs de fiabilité du service, de la disponibilité du système et de la réduction des coûts liés aux tâches de maintenance et de remplacement des composants qui découlent des exigences définies lors de la première phase de développement d'un système PHM (voir la SECTION 1.3.1). La FIGURE 2.2 illustre la démarche d'identification des composants critiques qui consiste à identifier un certain nombre de composants en fonction des trois objectifs définis.

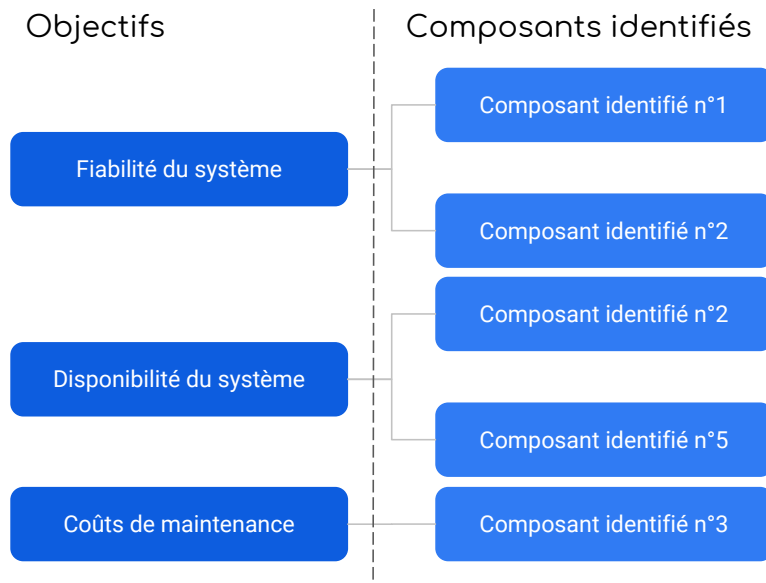


FIGURE 2.2 – Sélection des composants critiques en fonction des objectifs du système PHM.

Ainsi, pour chaque objectif, les composants critiques identifiés sont classés au regard de leur criticité pour l'ensemble du système. Par la suite, les modes et les mécanismes de défaillance des principaux composants critiques sont étudiés pour sélectionner des précurseurs ou des paramètres qui permettent d'interpréter l'état de santé du système ou du composant. Ces informations seront par la suite utilisées afin d'identifier la technologie

mature adéquate pour la mesure, la surveillance et l'acquisition de paramètres physiques permettant d'effectuer le diagnostic et le pronostic.

Dans ce qui suit, les résultats présentés sont appliqués à une caténaire de type 25 kV présentée dans la FIGURE 1.8.

### 2.2.2.1 Composants impactant la fiabilité du service

Des composants avec un taux de défaillance élevé peuvent sérieusement affecter la fiabilité du service. Assurer des solutions de surveillance et de prévision peut aider à diminuer l'occurrence de ces échecs. Identifier les paramètres les plus impactant pour le service peut être effectué en analysant les données de l'historique des défaillances du système.

La caténaire est un système d'une grande disponibilité avec une durée de vie qui peut aller jusqu'à 40 ans. Néanmoins, durant l'exploitation de ce système des défaillances et défauts précoces peuvent entraîner un arrêt complet de la circulation d'une ligne ferroviaire, ce qui engendre des pertes financières importantes pour les opérateurs. Pour l'évaluation de la fiabilité du service, l'analyse des incidents liés au système étudié et des composants incriminés peut s'avérer être un bon indicateur pour l'évaluation de la criticité des composants au regard de la fiabilité du service.

La FIGURE 2.3 présente la répartition des incidents caténaire pour le réseau ferroviaire français pendant une année, entre novembre 2014 et novembre 2015 (SNCF, 2016). Sur cette figure les incidents caténaire sont classés en fonction de leurs causes. Nous distinguons quatre types de causes :

- les causes météorologiques : destruction d'isolateurs par la foudre, gelées ou pluie verglaçante qui peuvent entraver la transmission de courant, etc ;
- le matériel roulant et équipement de traction : ce sont les pannes de signalisation, les défauts liés à la maintenance du pantographe, ou le non-respect des règles et des procédures ;
- les causes infrastructures : cette catégorie regroupe les défaillances électriques ou mécaniques des composants de la caténaire
- les autres causes : actes malveillants, vol de cuivre, chute d'objets, etc.

Nous remarquons que plus de 40% des incidents sont liés à des causes infrastructure, autrement dit, la majorité des incidents sont liés à des défaillances des composants du système caténaire. Les incidents liés au non-respect des procédures et à la défaillance du matériel représentent 36% des incidents caténaire, tandis que les intempéries et les actes malveillants ne représentent que 19% des incidents. Ces incidents ont un grand impact sur la sécurité du système et sa fiabilité, nous remarquons que les causes liés à l'infrastructure sont les plus importantes, par conséquent l'analyse de ce type d'incidents est nécessaire afin de déterminer les composants les plus critiques.

Par la suite, l'analyse des incidents liés à l'infrastructure nous permet de déterminer les composants les plus incriminés dans les incidents caténaires. Nous constatons que 64% des incidents d'infrastructure sont dus à la rupture du fil de contact pour des raisons de dégradation du composant ou de mauvais positionnement de ce dernier (arrachage suite



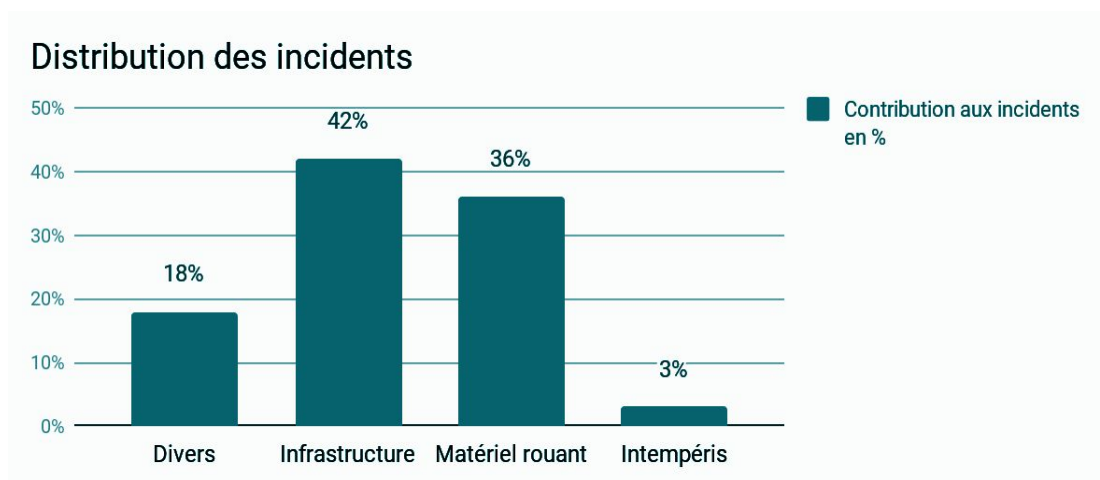


FIGURE 2.3 – Sélection des composants critiques en fonction des objectifs du système PHM.

à enchevêtrement avec le pantographe). Les isolateurs de section, qui sont des pièces permettant de séparer électriquement de section d'une caténaire, représentent 7% des incidents, de même pour les poteaux et les pendules qui représentent également 7% des incidents. La rupture des isolateurs de console sont dans 14% des cas d'incidents. Ces résultats nous permettent de définir des indices de criticité pour l'objectif de fiabilité du service nommé SRI (*Service Reliability Index*). Ces indices prennent des valeurs de 0 à 3, avec 0 pour les composants sans impact et 3 pour les composants ayant le maximum de criticité au regard de l'objectif.

Tableau 2.2 – Scores SRI obtenus par composant.

<i>Composant</i>	<i>SRI (Service Reliability Index)</i>
Fil de contact	3
Isolateur	1
Pendule	1
Isolateur de section	1
Poteau	1

### 2.2.2.2 Composants impactant les coûts de maintenance

Dans cette section, les composants critiques sont sélectionnés en fonction de leur coûts de remplacement, des tâches de maintenance et de leur impact sur le temps d'arrêt. La maintenance de la caténaire est organisée en fonction de tâches planifiées consistant principalement en des tournées d'inspections visuelles et des mesures, telles que la tem-

pérature d'alimentation, la hauteur du fil de contact et le décalage ou l'inspection du dispositif de tension.

Des outils de mesure automatisés et de nouveaux capteurs peuvent réduire considérablement le coût pour ce type d'inspections. Afin de déterminer la composante qui affecte le plus les coûts de maintenance, les données ont été recueillies auprès de différents opérateurs et projets d'ALSTOM de différentes régions. De plus, des réunions régulières, des questions d'entrevue et des ateliers ont été organisés avec des gestionnaires de la maintenance et des experts. À partir de ces travaux, il a été noté que le fil de contact est le composant le plus critique et le plus impactant pour les coûts de maintenance. Le renouvellement du fil de contact représente environ 25% du budget annuel globale de maintenance de la caténaire. En outre, l'usure locale est représentée 80% des raisons de renouvellement du fil de contact. Un autre aspect de l'étude menée a consisté à identifier les composants de la caténaire les plus impactant pour les coûts de temps d'arrêt.

Le tableau ci-dessous présente la contribution de différents composants caténaire aux retards des trains sur une ligne pour une caténaire de type 25 kV.

Tableau 2.3 – Impact des défaillances de composants caténaire sur les retards des trains.

Composant / Équipement	% contribution par catégorie de retard			MCI
	Léger retard	Retard important	Annulation ou retard > 60min	
Poteaux	0	0	0	0
Isolateurs	19.29	15.82	12.12	2
Bras de rappel	2.89	0.51	0	1
Fil de contact	45.99	35.71	53.03	3
Feeder	5.4	3.57	7.58	1
Fil porteur	0	0	1.51	1
Équipement de suspension	0	0	0	0
Connexions électriques	2.25	10.2	1.51	1
Équipement tendeur	0	0	0	0
Isolateur de section	0	0.51	0	1

En plus des analyses sur les coûts de renouvellement, ce tableau montre les composants les plus impactant pour les retards des trains et par conséquent ceux qui entraînent le plus de coûts d'exploitation. Cela nous permet de définir un indice de criticité au

regard de l'objectif de l'impact du système sur les coûts de maintenant appelé MCI pour *Maintenance Costs Index*.

### 2.2.2.3 Composants impactant la disponibilité du système

Dans cette étape, nous sélectionnons le composant ayant le plus d'impact sur le temps d'arrêt et le taux d'échec. L'objectif est d'identifier les défaillances les plus critiques affectant la disponibilité des services et des systèmes. L'approche proposée dans cette section est basée sur l'approche à quatre quadrants proposée dans (Lee et al., 2014) pour l'identification des composantes critiques pour un système industriel. La FIGURE 2.4 montre la fréquence des défaillances pour les différents composants caténaire en fonction du temps d'arrêt moyen du système causé par les composants. Par la suite, quatre quadrants numérotés de 1 à 4 sont définis par les experts du système. Le quadrant 1 contient les composants avec un temps d'arrêt moyen et un taux de défaillance de composant faible, ce qui signifie que la politique de maintenance actuelle est efficace pour ce type de composant, de plus les composants se trouvant dans le cadrant 1 ont un faible impact sur la disponibilité du système. Le quadrant 2 contient les composants avec une fréquence de défaillance élevée et un temps d'arrêt moyen faible. Un processus de diagnostic efficace peut aider à détecter les défaillances de ces composants plus tôt et à prendre des décisions plus efficacement. Le quadrant 3 comprend des composants avec un temps d'arrêt moyen élevé et une fréquence de défaillance élevée. Ce type situation doit être évité au stade de la conception du système. Le quadrant 4 comprend les composants les plus critiques car ils ont une faible fréquence de défaillance avec un temps d'arrêt moyen élevé. Un processus de diagnostic et de pronostic peut être appliqué à ce type de composant afin de prévenir leur défaillance et d'estimer leur RUL.

Dans le cas de la caténaire, la FIGURE 2.4 met en évidence la criticité du fil de contact qui fait partie du quadrant 4. Nous définissons un indice appelé IAI (*Impact on Availability Index*) qui permet de classer les composants en fonction de leur impact sur la disponibilité du système. En vue des résultats obtenus à la FIGURE 2.4, nous attribuons un score de  $IAI = 3$  au fil de contact, étant donné que ce composant fait partie du quadrant 4, et un indice  $IAI = 2$  pour l'isolateur étant donnée qu'il fait partie du quadrant 2.

### 2.2.2.4 Table de décision pour les composants critiques

Après avoir examiné la plupart des composants impactant les coûts de maintenance, la fiabilité du service et la disponibilité du système. Un score est attribué à chaque composant en fonction de sa criticité par rapport à l'objectif défini. Les trois indices définis précédemment sont les suivants : l'indice de criticité pour la fiabilité de service (SRI), l'indice de criticité pour les coûts de maintenance (MCI) et l'indice de criticité pour l'impact sur la disponibilité (IAI). Afin d'intégrer ces indices, quatre valeurs de scores sont définies pour chaque indice de criticité. Un score de 0 est attribué au composant qui n'a pas d'impact pour l'objectif défini. Un score d'une valeur de 1 pour une faible criticité. Une valeur de 2 pour la criticité moyenne et 3 pour une criticité élevée. Enfin,

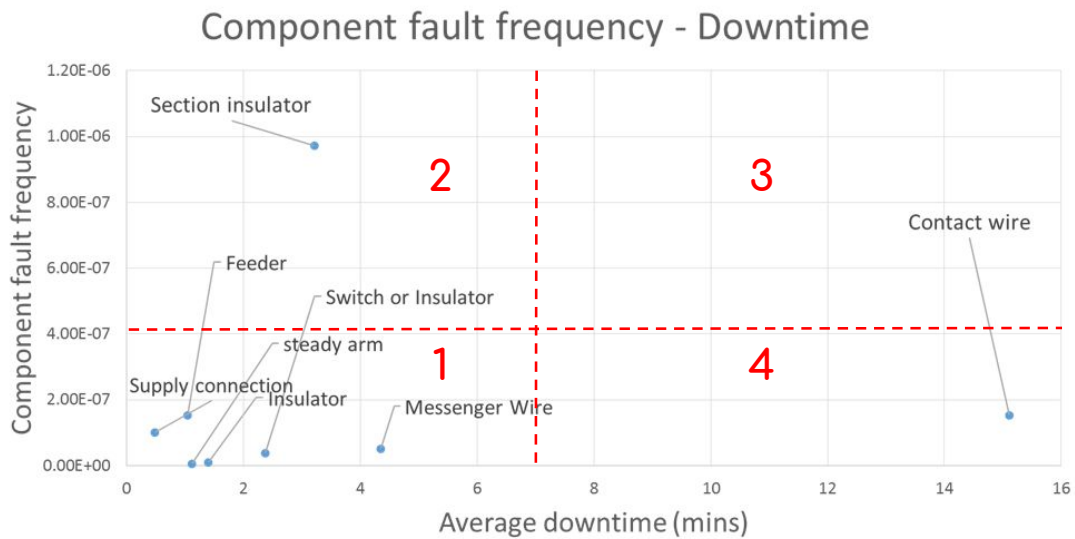


FIGURE 2.4 – Fréquence de défaillance en fonction du temps moyen de la panne pour les différents composants de la caténaire.

un indice de criticité global (ICG) est calculé pour chaque composant afin de les classer. Cet indice est calculé pour chaque composant  $k$  selon la formule suivante :

$$ICG_k = \alpha SRI_k + \beta MCI_k + \gamma IAI_k \quad (2.1)$$

Les paramètres  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  sont des coefficients de pondération associés à chaque indice définis par les experts du système surveillé en fonction des objectifs du PHM.

Dans le cas de la caténaire les scores obtenus pour chaque composants sont présentés dans le TABLEAU 2.4. Pour chaque composant le score ICG est calculé. Nous remarquons, que le fil de contact a une grande criticité pour la fiabilité du service, les coûts de maintenance et la disponibilité du système. Cette analyse a été confirmée par les ingénieurs et les experts d'Alstom. Un programme PHM devrait offrir une solution pour surveiller le fil de contact et les autres composants identifiés tels que les isolateurs, les isolateurs de section, et le bras de rappel, etc. L'étude des modes de défaillance et des mécanismes de défaillances nous permettra de sélectionner la solution de PHM mature pour le système caténaire.

### 2.2.2.5 Modes et mécanismes de défaillances des composants

Nous avons définis les composants critiques pour chaque objectif du PHM. Après définition de ces composants, l'étude des modes et des mécanismes de défaillance de chaque composant critique est nécessaire afin de définir les paramètres à mesure pour le suivi de l'état de santé de ces composants. Dans cette étape, les modes et les mécanismes de défaillance connus des principaux composants critiques sont présentés ci-dessous.

Tableau 2.4 – Table de décision pour les composants critiques de la caténaire

Composants	Service liability Index (SRI)	Re-	Maintenance Costs Index (MCI)	Impact Avai- lability Index	ICG
Fil de contact	3		3	3	9
Isolateur	2		2	0	4
Isolateur de section	0		1	2	3
Bras de rappel	0		1	0	1
Feeder	0		1	0	1
Pendule	1		0	0	1
Fil porteur	0		1	0	1
Connexions électriques	0		1	0	1
Poteaux	0		0	0	0
Equipement de suspension	0		0	0	0
Equipement tendeur	0		0	0	0

### Fil de contact

Les informations et conclusions présentées ci-dessous sont issues de différents ateliers de travail avec les experts du système de captage de courant, de la maintenance et le bureau d'étude de conception de la caténaire.

L'usure du fil de contact est l'un de ces principaux modes de dégradation. L'usure peut être à la fois d'origine électrique et mécanique.

- l'usure électrique est provoquée par un captage défectueux, surtout en 1,5 kV du fait des fortes intensités de courants qui engendrent des arcs électriques. Ces arcs provoquent des échauffements du fil que l'exploitant se doit de maîtriser pour éviter des problèmes de vieillissement prématuré de la caténaire et de rupture du fil de contact.
- l'usure mécanique, due au simple frottement et aux chocs de l'archet sur le fil de contact, dépend de la nature des matériaux en contact, de leur état de surface, de la pression d'application, de la vitesse de l'engin et parfois du lubrifiant utilisé.

Le remplacement d'un tir<sup>1</sup> est décidé si sa section est inférieure à la limite admissible (80% de la section neuve) ou si le nombre de baguettes de renfort dépasse le nombre autorisé (15 baguettes par tir et par fil).

### L'armement et les composants critiques le constituant

L'armement caténaire a pour fonction de maintenir le fil de contact aux positions souhaitées. Il est fixé sur les poteaux. L'armement comporte un grand nombre de composants sollicités différemment. Les pièces les plus sensibles à l'usure sont celles qui sont sollicitées et en mouvement.

1. Un tir de caténaire correspond à la longueur du fil de contact sur une section.

Les pièces cataloguées comme les plus sensibles par le diagnostic sont les suivantes : le bras de rappel, les connexions, les pièces d'attache à crochet (dans certaines zones seulement), les appareils tendeur à treuil, le sectionneur rotatif et les isolateurs.

D'après notre étude précédente sur les composants critiques, il apparaît que les isolateurs sont les composants les plus critiques de l'armement. En plus de ce composant, il est nécessaire de surveiller le bras de rappel qui peut modifier la position du fil de contact, ce qui peut entraîner un enchevêtrement de ce dernier dans le pantographe et par conséquent un arrachement de la caténaire.

#### **Supports ou poteaux**

Les poteaux sont généralement fabriqués en acier profilé H galvanisés à chaud. Le profilé H supporte bien les contraintes radiales et la galvanisation à chaud préserve le poteau de toute corrosion pendant plus de 40 ans (plus dans les zones non polluées). La corrosion est l'un des modes de dégradation le plus important pour les poteaux.

#### **Divers**

Outre ces composants, les pendules constituent un composant important du système puisque c'est de ces derniers dont dépend la position du fil de contact. Ainsi, leur surveillance est nécessaire afin d'éviter tout arrachement du fil de contact du à l'enchevêtrement dû pantographe avec la caténaire pour une raison de rupture de pendule.

## **2.3 Mesure pour la surveillance du système pantographe-caténaire**

Après sélection des composants critiques et l'étude des principaux modes et mécanismes de défaillances, l'étape suivante dans le processus générique de développement du PHM est l'étape (3) décrite à la SECTION 1.3.1. Cette étape consiste à définir et choisir les paramètres à surveiller permettant de suivre l'état de santé du système/composant jusqu'à défaillance. C'est l'étape qui consiste à mettre en place le module d'acquisition des données du cycle PHM (voir SECTION 1.1.5.1).

Les paramètres à surveiller pour la mise en œuvre du module d'acquisition des données du PHM sont généralement sélectionnés selon plusieurs critères ; en fonction de leur relation avec des fonctions impactant la sécurité ou pouvant impliquer une défaillance grave ; en fonction de leur implication dans le bon fonctionnement du système ou bien même leur lien avec des fonctions pouvant engendrer des temps d'arrêts très longs. Il existe deux catégories principales de données collectées pour un programme de PHM :

- les données qualitatives qui fournissent les informations liées au type d'événements (panne ou autre type d'événement) et/ou les tâches effectuées au cours de l'exploitation de l'équipement surveillé (par exemple, des réparations mineures, l'entretien préventif, changement d'huile, etc.) ;
- les données quantitatives ou les données de surveillance de l'état de l'équipement, qui sont généralement les mesures issues des capteurs qui représentent l'état de santé de l'équipement surveillé.

Les données quantitatives doivent être les plus représentatives de la dégradation du composant surveillé, elles peuvent être très différentes (grandeurs de vibration, données acoustiques, données thermiques, chimiques, humidité, etc.). Les récents développements dans le domaine des capteurs (MEMS, capteurs ultrason, accéléromètres à réseau de Bragg, etc. (Cheng et al., 2008)), l'application de nouvelles technologies de transfert de données (technologie Bluetooth, Wi-fi, etc.), l'amélioration des systèmes gestion de la maintenance assisté par ordinateur (GMAO) et le développement de logiciels dédiés à la transmission et le stockage de données permet une mise en œuvre du PHM de manière plus abordable et accessible.

Les données d'événements et les données de surveillance d'état doivent être tout aussi importantes dans un système de PHM ou CBM (Jardine et al., 2006). Les premières sont parfois négligées parce que leur collecte nécessite une saisie manuelle ou alors elles sont considérées comme inutile tant que les indicateurs de l'état de santé de l'équipement semblent bien fonctionner. Néanmoins, ces données d'événements peuvent être très utiles pour l'évaluation des paramètres mesurés en fonction des contextes de fonctionnement ou autant que données d'expérience pour la refonte du système de surveillance.

Les données de surveillance sont choisies sur la base de l'expérience acquise de l'exploitation ou de la connaissance de la "physique" du système. Des grandeurs physiques telles que la position, la vitesse, l'accélération, le couple, la vibration, la température et les contraintes mécaniques sont des grandeurs souvent utilisées pour la surveillance de l'état de santé des systèmes mécaniques et des machines tournantes. A titre d'exemple, la cause des vibrations dans un système mécanique peut être liée à la progression d'un défaut de roulement. Une surveillance précise des vibrations à l'aide de capteurs appropriés est donc nécessaire pour surveiller l'état de santé de ces machines. Le TABLEAU 2.5, extraite de Cheng et al. (2008), illustre un exemple de paramètres possibles qui peuvent être utilisés pour caractériser les mécanismes de défaillance des composantes critiques.

Dans le cadre du système caténaire, les systèmes de mesure sont conçus afin d'effectuer des campagnes de mesure périodiques au moyen de trains d'inspection. Les paramètres mesurés ne couvrent pas uniquement les besoins relatifs à l'état de la caténaire en service mais répondent également aux exigences requises pour la mise en service de lignes nouvelles et à la certification de leurs performances en termes d'interopérabilités définies par les normes industrielles en vigueur en Europe (CENELEC, 2009, 2012, 2013b) et les directives européennes TSI (The European Commission, 2014).

D'une manière générale, nous pouvons classer les données mesurées pour la caténaire en deux catégories : les données de surveillance du système, et les données auxiliaires. Les données auxiliaires concernent les données liées à la mesure, telles que : la localisation du train, la vitesse de circulation, la température, la vitesse et direction du vent et les données de construction de la caténaire (supports, griffes, obstacles, ponts, tunnels, passage à niveau). Les paramètres mesurés pour la surveillance du système caténaire sont quant à eux regroupés dans trois catégories : les données géométriques qui permettent d'évaluer la position des composants de la caténaire par rapport à la voie (exemple : hauteur et désaxement du fil de contact), les données mécaniques permettant de qualifier le comportement mécanique de la caténaire (exemple : force de contact entre le pantographe et la caténaire) ainsi que certains paramètres électriques (exemple : mesure d'arc).

Tableau 2.5 – Exemples de paramètres à mesurer pour une application PHM.

<i>Catégorie</i>	<i>Exemple</i>
Mécanique	Longueur, surface, volume, vitesse ou accélération, débit massique, force, couple, contrainte, densité, raideur, force, angulaire, direction, pression et intensité ou puissance acoustique, distribution spectrale acoustique
Électrique	Tension, courant, résistance, inductance, capacité, constante diélectrique, charge, polarisation, champ électrique, fréquence, puissance, énergie, niveau de bruit, impédance
Thermique	Température, flux thermique, dissipation de chaleur
Chimique	Concentration, gradient, réactivité, masse molaire, composition
Optique	Intensité, phase, longueur d'onde, polarisation, réflexion, transmittance, indice de réfraction, distance, vibration, amplitude et fréquence
Magnétique	Champ magnétique, densité de flux, moment magnétique, perméabilité, direction, distance, interférence

### 2.3.1 Paramètres géométriques

Les paramètres géométriques sont représentatifs de la géométrie de la caténaire par rapport aux autres systèmes constituant le système ferroviaire et doivent être mesurés afin d'assurer l'interopérabilité des systèmes. Ces paramètres sont généralement mesurés en statiques ou « sans contact », c'est-à-dire sans sollicitation de la caténaire. Néanmoins, certains paramètres peuvent être mesurés en dynamique afin de vérifier le comportement de la caténaire.

Les principaux paramètres mesurés sont la hauteur et le désaxement du fil de contact par rapport à la voie. Ces grandeurs sont influencées par les conditions climatiques, la mesure doit prendre en compte ces conditions auxiliaires. La mesure de la hauteur est effectuée généralement en milieu de portée ou aux suspensions. La valeur du désaxement ne doit pas dépasser une valeur limite définie lors de la conception afin de s'assurer de l'usure homogène des bandes de frottement du pantographe et des contraintes de vent.

L'usure du fil de contact est mesurée en fonction du diamètre résiduelle du fil de contact, l'objectif étant de planifier les opérations de maintenance afin d'assurer une usure homogène des fils jusqu'à leur remplacement. D'autres mesures sont également effectuées en fonction des politiques de maintenance des opérateurs d'infrastructure ferroviaire, la flèche, la pente des fils de contact font partie de ces mesures.



### 2.3.2 Paramètres mécaniques

Les paramètres mécaniques sont représentatifs du comportement dynamique et de la performance mécanique de la caténaire soumise à l'effort exercé lors du passage du pantographe. Ces paramètres ne peuvent être mesurés que par des pantographes équipés.

La force de contact entre le pantographe et la caténaire est l'un des paramètres mécaniques les plus importants. Cette force représente la force totale exercée par le pantographe sur la caténaire, elle est la somme de trois forces différentes (Kiessling et al., 2009), il s'agit de la force statique exercée par le pantographe, de la force aérodynamique exercée sur le pantographe et de la force inertielle engendrée par la tête de captage lors de l'interaction. Le calcul de la moyenne et de l'écart-type de la force de contact est souvent le critère utilisé par les normes pour la validation des nouvelles lignes (CENELEC, 2012; The European Commission, 2014).

D'autres paramètres mécaniques sont également mesurés, tel que le soulèvement des bras de rappel au passage du pantographe, l'élasticité correspond au le ratio entre le soulèvement maximal et la force appliquée ainsi que l'accélération de la tête du pantographe.

### 2.3.3 Paramètres électriques

Nous distinguons différents paramètres électriques mesurés. Les courants et tensions de la caténaire sont des paramètres représentant les performances énergétiques de la caténaire, des limites de ces valeurs sont définies dans la norme CENELEC (2012). Le paramètre de taux d'arc, ou qualité de non-captage, défini par la norme (CENELEC, 2013b), est un paramètre qui permet de mesurer les pertes de contact et la génération d'arc lors de l'interaction pantographe caténaire. En effet, le phénomène d'arc entre les bandes de captage du pantographe et le fil de contact de la caténaire apparaît dans certaines conditions (ionisation de l'air) lors de la perte de contact entre ces éléments. Les systèmes de mesure du taux d'arc permettent de détecter les arcs générés lors de la perte de contact et d'estimer leur intensité et durée, ce qui permet de définir le coefficient de qualité de non captage défini par la formule suivante :

$$NQ = \frac{\sum t_{arc}}{t_{total}} * 100\% \quad (2.2)$$

Avec  $t_{arc}$  est la durée d'un arc dépassant 5 ms de durée et  $t_{total}$  le temps pendant lequel la valeur du courant dépasse 30% de la valeur nominale.

### 2.3.4 Synthèse

Parmi les paramètres cités ci-dessous, la plupart sont utilisés lors de la qualification de la qualité de captage. Cependant ces mêmes paramètres sont utilisés également lors de la maintenance des lignes pour s'assurer du bon fonctionnement du système et d'attribuer un coefficient de qualité (UIC, 2009) pour chaque ligne afin d'organiser les tâche de maintenance en conséquent. Le TABLEAU 2.6 est extrait des recommandations de l'union

internationale des chemins de fer pour le diagnostic du système caténaire (UIC, 2009), les paramètres les plus utilisés pour la surveillance du système de captage y sont cités.

Tableau 2.6 – Paramètres mesurables pour le diagnostic de la caténaire.

<i>Paramètres géométriques</i>	<i>Paramètres Mécaniques</i>	<i>Paramètres Electriques</i>
Hauteur	Force de contact	Tension
Désaxement	Soulèvement	Courant
Usure	Elasticité	Arcs
Flèche	Accélération du panto- graphe	
Pente		

## 2.4 Acquisition des données pour la surveillance de la caténaire

Dans un programme PHM, l'étape de sélection des capteurs nécessite la prise en compte de plusieurs paramètres en fonction de l'architecture du système PHM et de la configuration du système hôte. Dans notre cas d'étude, la sélection des capteurs dépend principalement de la stratégie de mesure. Si les véhicules commerciaux sont utilisés pour la surveillance des infrastructures, les systèmes de capture et de transmission de données doivent répondre à des contraintes telles que la conception compacte, la mémoire embarquée, la gestion de l'énergie, les logiciels de transmission de données et les normes de sécurité du matériel roulant. Comparativement, un véhicule d'inspection dédié ne doit pas rencontrer les mêmes contraintes. Tuchband et al. (2007) ont passé en revue différentes contraintes à prendre en compte pour la surveillance par des capteurs dans un cadre de PHM. Les critères peuvent être liés aux paramètres à mesurer, à la fiabilité des capteurs, à la précision, à la plage de fonctionnement, à la résolution du capteur, à la taille, au poids et au coût.

Le choix des capteurs doit être adapté aux grandeurs mesurées, il doit également être effectué en fonction de la fiabilité et des disponibilités de ces derniers et de leur coût (Cheng et al., 2008; Elghazel et al., 2015). Ce module peut également contenir des méthodes de fusion de capteurs. La fusion de données issues de capteurs repose sur l'intégration de ces différentes données fournies au moyen de diverses méthodes, basées sur l'intelligence artificielle, la reconnaissance de signature ou sur l'estimation statistiques (Hall and Llinas, 1997).

Après l'identification des composants à surveiller et des paramètres utiles pour les fonctions de diagnostic et de pronostic, la conception du système PHM consiste à choisir les capteurs appropriés pour la réalisation de la fonction d'acquisition et de transmission de données pour la surveillance des composants critiques du système.

Différentes technologies de capteurs, tels que l'utilisation de microsystèmes électromécaniques (MEMS), les capteurs à ultrasons, les capteurs d'émission acoustique, l'utili-

sation du laser, etc., ont été conçues pour collecter différents types de données. Les technologies sans fil de dernière génération, comme le Bluetooth ou le WIFI, fournissent des solutions intéressantes pour le transfert de données. Pour ce faire, plusieurs contraintes doivent être prises en compte pour la sélection des capteurs de surveillance, les critères de sélection sont généralement les suivants :

- les paramètres à mesurer : ce sont les paramètres définis pour la surveillance des composants critiques, qui permettent de suivre la dégradation de ces derniers et de diagnostiquer les défaillances ;
- la fiabilité des capteurs : c'est la probabilité qu'un capteur fonctionne sans défaillance sur une durée spécifiée ou un certain nombre d'utilisations. La durée de vie utile du capteur doit être beaucoup plus longue que la durée de vie estimée des composants / sous-systèmes qu'il est censé surveiller ;
- la précision : qui représente la déviation de la valeur mesurée par rapport à la valeur réelle ;
- la plage de fonctionnement ;
- la résolution du capteur ;
- la taille du capteur, le poids et le prix.

Dans le cadre du système de captage pantographe-caténaire plusieurs technologies ont été développées pour l'acquisition des paramètres définis au paragraphe précédent et pour la détection de défaillance sur le système. La FIGURE 2.5 montre les différents types de mesures effectuées, les types de capteurs utilisés ainsi que les paramètres surveillés sur la caténaire.

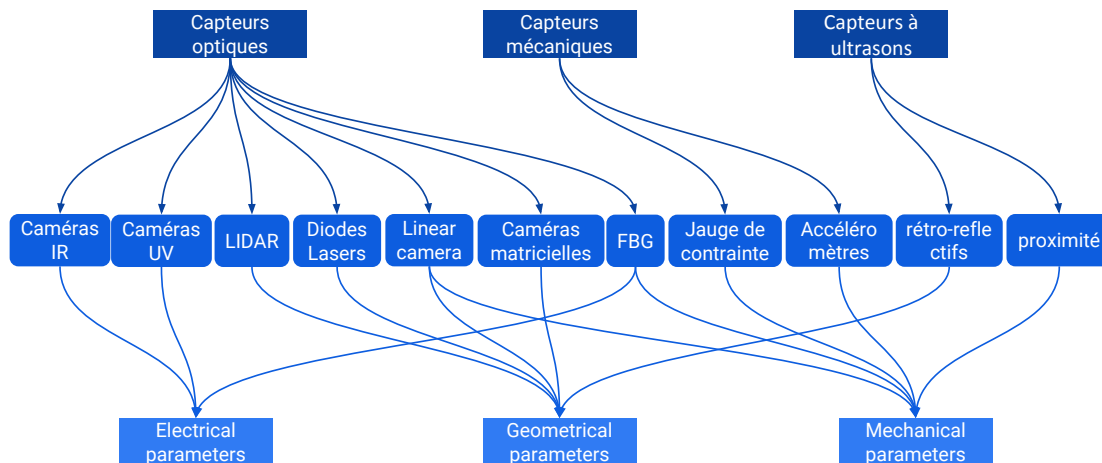


FIGURE 2.5 – Les types de capteurs pour la surveillance du système pantographe-caténaire et les mesures effectuées.

Cette figure nous permet de distinguer trois types de capteurs utilisés pour le système de captage pantographe-caténaire. Dans chaque catégorie plusieurs technologies de

mesure sont utilisées afin de vérifier différents paramètres de surveillance. Dans ce qui suit, nous présentons un état de l'art des solutions de mesures en fonction de la catégorie.

### 2.4.1 Les capteurs mécaniques

Cette catégorie englobe les accéléromètres ainsi que les jauges de déformation utilisées principalement pour la mesure des différents paramètres mécaniques présentés dans le TABLEAU 2.6.

La mesure de la force de contact est basée sur le principe que la force réellement exercée par le pantographe sur la caténaire est la somme de trois forces (Kiessling et al., 2009), comme définit précédemment (voir SECTION 2.3.2), la force exercée par le pantographe en statique, appelée force statique, la force aérodynamique qui est proportionnelle à la vitesse de roulement et la force inertielle résultant de la tête du pantographe lors de l'interaction. La mesure de la force inertielle s'effectue à l'aide d'un pantographe instrumenté, ce dernier intègre des cellules de force et des accéléromètres au niveau des suspensions de la tête de captage (Kolbe et al., 2001; Kusumi et al., 2006a), comme le montre la FIGURE 2.6, ce qui nous permet de récupérer les mesures de force et d'accélération du pantographe.

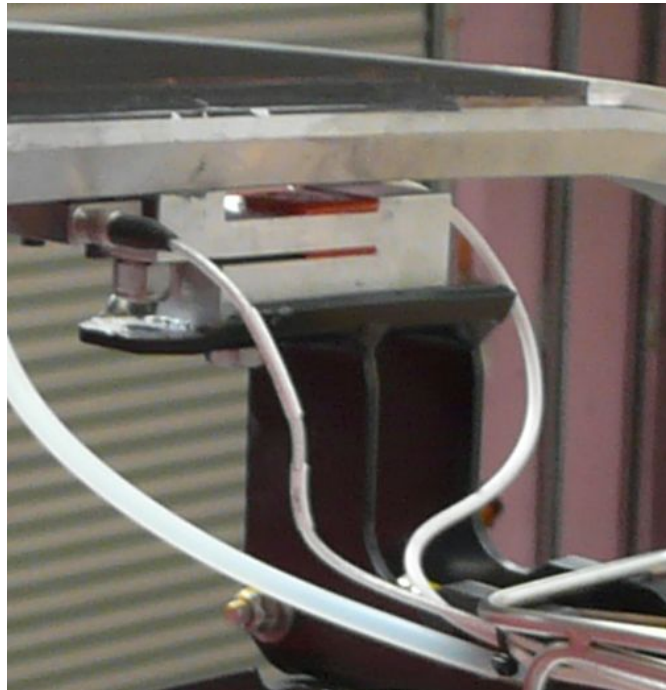


FIGURE 2.6 – Module de capteurs Alstom pour la mesure de la force de contact.

De même, la mesure de la force aérodynamique s'effectue au travers de jauges de déformations fixées au cadre du pantographe et à la tête grâce à des fils.

Le choix des capteurs et des méthodologies d'instrumentation du pantographe sont de l'essor des experts du métier du captage de courant et de l'expérience des différents exploitants et constructeurs du domaine ferroviaire.

## 2.4.2 Les capteurs optiques

Outre l'utilisation de caméras et des algorithmes de traitement d'images, d'autres capteurs et technologies sont utilisés en conjonction ou comme alternative à l'imagerie numérique; On peut citer la technologie LIDAR (Laser Detection and Ranging) et les faisceaux laser à diodes (éclairage et mesure) ainsi que les caméras ultraviolet (UV). La plupart de ces capteurs sont intégrés dans un système unique qui prend une série de mesures et envoie les données à un système de traitement pour l'analyse en ligne ou un post traitement postérieur. De tels systèmes sont normalement soit montés sur des toits de locomotives et de trains, soit sur une draine<sup>2</sup> dédiées ou alors sur des trains commerciaux. Ils peuvent également être installés sur des points fixes (poteau, portiques, etc.).

### 2.4.2.1 Caméras UV

L'utilisation des caméras UV trouve son application dans la mesure d'arc et du taux de non-conformité de captage. La méthodologie de mesure est définie dans la norme EN 50317 (CENELEC, 2013b). Ce type de caméras est utilisé dans plusieurs pays pour la détection d'arc et de perte de contact, tel que le système japonais (Hayasaka et al., 2009) ou le système italien « phototube » (Bruno et al., 2001a).

### 2.4.2.2 LIDAR

La technologie LIDAR est basée sur l'analyse des propriétés d'un faisceau de lumière renvoyé vers son émetteur. Récemment, plusieurs applications de la technologie LIDAR pour la maintenance de l'infrastructure ferroviaire ont vu le jour (Beger et al., 2011; Jwa and Sonh, 2015; Arastounia and Oude Elberink, 2016). Le but de l'utilisation de ce type de technologie est la reconstruction en 3-dimensions de l'infrastructure ferroviaire, ce qui permet de vérifier la géométrie de la caténaire et la détection de composants détériorés. Néanmoins, des améliorations doivent être apportées pour l'applicabilité de cette technologie dans le domaine ferroviaire et celui de la caténaire. La précision de mesure actuelle ne permet pas de détecter les connexions entre les différents composants de la caténaire, de plus, certains éléments ne sont pas détectés. Le développement de méthodes de reconnaissance de formes automatiques est nécessaire pour la détection et le diagnostic. Toutefois, ce genre d'application reste limité en raison de la quantité de données, du temps et de la capacité de traitement qui restent élevés.

---

2. la draine est un véhicule automoteur, léger, principalement utilisé pour le service des voies ferrées, notamment l'inspection des lignes et le transport du matériel et du personnel de maintenance

### 2.4.2.3 Les matrices de diodes laser

La mesure de l'usure du fil de contact est une tâche clé pour la maintenance de la caténaire. Ainsi, l'utilisation de matrices de diodes laser s'est imposée comme solution pour la mesure de l'usure du fil de contact en raison de sa précision et de la possibilité de mesure à distance. Le système développé dans (Shimada et al., 1997) utilise une matrice de diodes laser balayant toute la zone du fil de contact à l'aide d'un miroir rotatif. Le principe de mesure se base sur le fait que la surface du fil de contact provoque une réflexion irrégulière des faisceaux lasers, ce qui permet d'estimer la topologie de cette surface en mesurant le temps de réflexion de ces faisceaux. Un système similaire a été développé par l'institut Fraunhofer (Fraunhofer-Gesellschaft, 2016). Ce système est basé sur la reconstruction du profil du fil de contact par stéréoscopie afin d'estimer le diamètre résiduel du fil de contact. Il permet de mesurer à une distance de 750 mm à 3600 mm du fil de contact avec une incertitude moyenne de  $\pm 0.5\text{mm}$ .



FIGURE 2.7 – Système de mesure de l'usure du fil de contact développé par l'institut Fraunhofer (Fraunhofer-Gesellschaft, 2016).

### 2.4.2.4 Caméras matricielles et linéaires (CCD cameras)

Les caméras CCD linéaires, ou à matrice, combinées avec une source de lumière et des algorithmes de traitement d'image sont principalement utilisées pour la mesure de la position et de l'usure du fil de contact. Dans (Borromeo and Aparicio, 2005) les auteurs présentent une analyse comparative des systèmes de mesure de l'usure et de la position du fil de contact. Il en ressort que la plupart des systèmes développés sont basés sur l'utilisation de techniques de reconnaissance et de triangulation d'images (Torroja et al., 1993; Borromeo and Aparicio, 2005; Shing and Pascoschi, 2006). De même, d'autres approches consistent à utiliser des caméras matricielles à haute vitesse pour la détection d'objets manquants ou de composants mal positionnés (Chen et al., 2018). D'autres

utilisations de ce genre de technologie sont dédiées à la mesure de la force de contact. En effet, un système développé par le centre de recherche japonais RTRI<sup>3</sup> (Koyama et al., 2014) utilise des caméras de type CCD pour le suivi de la tête de captage du pantographe pendant le fonctionnement du système pantographe-caténaire. Des bandes blanches installées sur la tête de captage et des algorithmes de traitement d'images permettent la mesure en continue de la position des bandes de captage et des accélérations de la tête du pantographe, ce qui permet par intégration d'estimer la valeur de la force de contact.

#### 2.4.2.5 Capteurs à réseau de Bragg (Fiber Bragg Grating)

Les capteurs à réseau de Bragg, ou en anglais Fiber Bragg Grating Sensors (FBG), sont des capteurs utilisant une fibre optique contenant, sur une courte section, des réseaux réflecteurs de Bragg. Ces réseaux permettent ainsi d'effectuer des mesures de température, de pression et de déformations. Ce type de capteurs présente beaucoup d'avantages de par leur taille compacte et l'utilisation de la lumière qui permet d'éviter les contraintes d'un milieu électrique. Dans le domaine de la surveillance du système de captage, ce type de capteurs a été utilisé pour la mesure de la force de contact et des accélérations de la tête de captage en l'utilisant en tant qu'accéléromètres intégré à la tête de captage du pantographe (Boffi et al., 2009; Wagner et al., 2014). Ces capteurs offrent de nombreux avantages pour la mesure de la force de contact (taille des capteurs, précision, calibration, compatibilité électromagnétique, etc.), mais cela reste une technologie à éprouver en raison de leur sensibilité à la température et leur calibration. Nous retrouvons également leur utilisation dans la mesure de la température des points d'injection de la caténaire via leur installation directement sur la caténaire (Theune et al., 2010) ou alors la mesure du soulèvement du bras de rappel au passage du pantographe dans le cadre d'essais de validation de captage (Laffont et al., 2009).

#### 2.4.2.6 Caméras thermiques

Les caméras thermiques et infrarouges permettent d'enregistrer les différents rayonnements infrarouges émis par un objet, qui sont traduits en température par la suite. L'utilisation des caméras thermiques pour la caténaire permet de détecter les « points chauds » de cette dernière susceptibles de générer de l'usure prématurée de ses composants. Dans (Landi et al., 2006), une caméra thermique est utilisée pour la détection d'arcs électriques résultants de l'interaction pantographe-caténaire.

### 2.4.3 Les capteurs à ultrasons

Il existe très peu d'applications de ce type de capteurs pour la surveillance du système de captage. Certains systèmes basés sur la mesure par ultrasons réfléctive ont été développés pour la détermination de la position du fil de contact de la caténaire par

---

3. La Railway Technical Research Institute (RTRI) est un institut de recherche technique sous le groupe de société Japan Railways, spécialisé dans la recherche dans le domaine du ferroviaire.

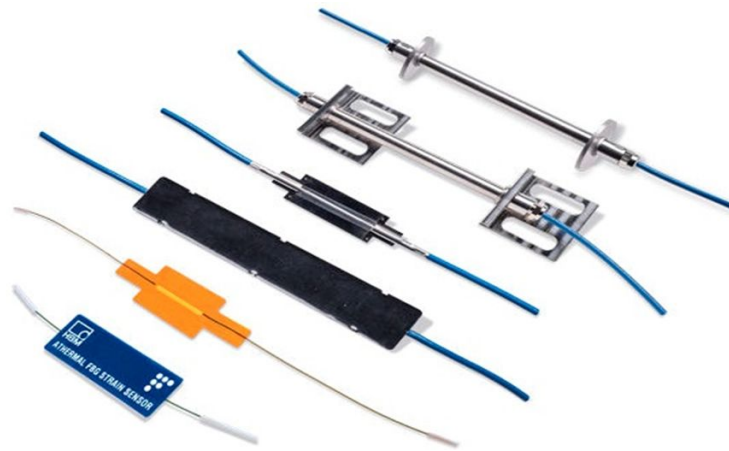


FIGURE 2.8 – Exemples de capteurs FBG.

rapport aux rails (Mualem, 1999). Un autre système basé sur la mesure par ultrasons en contact permet la détection de fissures dans le fil de contact et résultantes de la fatigue du matériau. Ce système est breveté par la SNCF (Gasselin et al., 2015).

#### 2.4.4 Synthèse

Les systèmes de surveillance du mécanisme pantographe-caténaire sont principalement dédiés à la mesure de la position du fil de contact, à l'estimation de l'usure du fil, au comportement dynamique du couple pantographe-caténaire ainsi qu'à la détection d'arcs et la mesure de leurs intensités. La connaissance de ces paramètres et grandeurs est nécessaire pour la mise en place d'une politique de maintenance de l'infrastructure efficace basée sur l'état de santé de cette dernière.

En raison des contraintes environnementales spécifiques de la mesure embarquée (équipement en toiture du train, haute tension, niveaux de courant élevés, vent, etc.), les capteurs optiques sont les plus largement utilisés sur le terrain (voir FIGURE 2.2), car ils permettent des mesures sans contact.

Plusieurs technologies optiques ont été développées et testées par les opérateurs ferroviaires pour la mesure de la position du fil de contact et l'estimation de l'usure du fil. Toutefois, la solution utilisant des diodes lasers semble la plus répandue et la plus utilisée, particulièrement pour la mesure de l'usure du fil de contact. Les jauges de contrainte et les accéléromètres piézoélectriques sont principalement utilisés pour la mesure de la force de contact entre le pantographe et la caténaire et pour l'évaluation du comportement mécanique du captage. Le développement de ce type de solutions, principalement pour la mesure de force de contact, reste du domaine d'expertise. Dans les années à venir, nous pourrions espérer le développement de solutions intégrables directement dans les bandes de captage de pantographes utilisés en ligne pour une collecte continue des données. Par ailleurs, l'utilisation des capteurs FBG pour la mesure de la force de contact a



pour but la mise en place d'une solution standard pouvant être utilisée pour des trains en exploitation commerciale.

Généralement, la mesure et la conception des capteurs de surveillance de la caténaire et de l'infrastructure, relèvent de la compétence des opérateurs ferroviaires ou de certaines entreprises spécialisées dans le domaine. Les capteurs sont souvent conçus pour des voitures d'inspection ou montés sur un véhicule ferroviaire auxiliaire adapté (type draisine). Des efforts considérables sont à déployer pour proposer des solutions de surveillance embarquées dans des véhicules opérationnels, avec pour objectif principal de diffuser les données directement de la piste vers un centre de données. De plus, les exigences en matière de capteurs et de transmission de données ne sont pas abordées dans la littérature.

Enfin, cette myriade de solutions nécessite une étude comparative des permettant la mise en évidence de la fiabilité des capteurs, de leur la précision et des capacités de traitement de données. Cela nécessite la collaboration des opérateurs de la maintenance de l'infrastructure ferroviaire et des constructeurs de solutions de transport ferroviaire.

## 2.5 Prétraitement des données pour la surveillance du système pantographe-caténaire

L'étape de prétraitement constitue l'étape initiale dans le traitement de données brutes pour la détection et l'évaluation de l'état de santé du composant ou du système surveillé. Elle permet de préparer les données brutes et les conditionner pour les étapes suivantes. En ce sens, cette étape ne s'occupe pas de l'extraction de descripteurs ou de transformer les signaux dans un espace d'une autre dimension. Le prétraitement du signal brut réduit la complexité de calcul et prépare le signal pour une meilleure analyse dans l'étape suivante. Il peut comprendre des procédures telles que la réduction du bruit, la normalisation et standardisation des signaux, l'analyse de la dérive du signal, l'élimination de signaux ou de valeurs aberrantes (Worden et al., 2011b), etc. La normalisation ou la standardisation des données peut être effectuée pour comparer les différents signaux acquis dans une même référence ou extraire des caractéristiques spécifiques. L'analyse de la tendance d'évolution du signal consiste à détecter la dérive des mesures dans le temps. Cette dérive peut être de différentes natures, soit lente et stationnaire due à la dérive du système de mesure, dans ce cas-là le recalibrage du système doit être effectué, ou lente et non-stationnaire, dans ce cas particulier la dérive peut être causée par la nature du signal. L'élimination des valeurs aberrantes consiste à filtrer les données brutes ou les corriger de toutes les valeurs « anormales » qui pourraient apparaître lors de l'acquisition (à titre d'exemple, l'apparition de pic dû à un capteur défectueux ou un signal nul). Enfin, ces techniques sont nécessaires pour la mise en place d'une chaîne d'acquisition des données efficaces, nonobstant l'apparition de nouveaux défauts ou d'un nouvel état du système non prévu peut être occultée par ces techniques, plus spécialement dans le cas de l'élimination des valeurs aberrantes. Dans ce cas, ces nouveaux signaux ne doivent pas être supprimés.

Dans le cadre de l'infrastructure ferroviaire, l'acquisition de données en ligne implique la localisation et le repérage de ces dernières dans l'espace sur une importante zone géographique. La plupart des solutions d'acquisition existantes utilisent les données GPS ou des odomètres afin de repérer (géolocaliser) les données mesurées dans l'espace. Ainsi, des erreurs dans la localisation de l'instrument de mesure peuvent être introduites et la comparaison de signaux sur la même base peut être difficile, ce qui peut nécessiter un recalage des données. Des méthodes de recalage peuvent être appliquées aux signaux. Ainsi, nous pouvons citer des méthodes telles que le DTW<sup>4</sup> ou le COW<sup>5</sup> qui permettent de recaler deux signaux par dilatation ou compression de portions des signaux considérées dans leur globalité (Tomasi et al., 2004; Skov et al., 2006).

Par ailleurs, la mesure de l'infrastructure implique la prise en compte de zones particulières du système mesuré tels que les stations de trains, les ouvrages d'arts, etc. Dans le cadre de la caténaire, ces zones peuvent être considérées comme des singularités qui ne seront pas prises en compte pour le PHM. Ces singularités peuvent ne pas correspondre à l'état de référence du système (Massat, 2007, chap. 4). On peut citer les cas suivants pour la caténaire :

- le pont-route (PRO) est un ouvrage d'art permettant la circulation des véhicules automobiles au-dessus de la ligne. Il occasionne un changement de la géométrie et un changement des caractéristiques du câble porteur qui est recouvert d'une couche de protection électrique ;
- l'équipement tendeur (ET), en plus de la modification importante de la géométrie, contient une zone de recouvrement où le pantographe doit passer d'un fil de contact à un autre. Durant un laps de temps, le pantographe est en contact simultanément avec deux fils (ou plus) ;
- l'aiguillage cumule les difficultés de l'ET et une courbe correspondant au changement de voie ;

Les acquisitions réalisées dans ces zones ne doivent pas être prises en compte. Ainsi leurs positions sur les lignes doivent être repérées et identifiées afin de pouvoir supprimer les sections du signal comprenant ces zones. La solution choisie dans ce travail de thèse consiste à repérer les positions GPS de ces zones afin de pouvoir les localiser sur le signal enregistré en fonction de la mesure GPS en ligne. Ces positions sont repérées sur le signal en effectuant une recherche des positions GPS enregistrées les plus proches des positions des singularités. Cette recherche est effectuée dans notre cas à l'aide d'un algorithme des k plus proches voisins (kNN<sup>6</sup>) (Altman, 1992). La FIGURE 2.9 montre une image satellite de données d'acquisition GPS avec deux localisations d'une singularité. Ainsi, l'algorithme kNN permet d'identifier les points GPS mesurés les plus proches des coordonnées de la singularité afin de pouvoir retirer une section précise des signaux mesurés.

---

4. DTW : Dynamic Time Warping

5. COW : Correlation Optimized Warping

6. k-Nearest Neighbors algorithm



FIGURE 2.9 – Vue satellite de données d’acquisition GPS (points bleus) avec les coordonnées GPS d’une zone singulière (petits carrés blancs).

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les étapes nécessaires pour extraire les ensembles de données de surveillance. L’extraction de données de surveillance informatives est une étape très importante dans la construction de modèles de pronostics fiables.

La première étape consiste à identifier les composants critiques qui doivent être surveillés à l’aide de méthodes de sûreté de fonctionnement. Le choix d’une méthode de sûreté de fonctionnement appropriée n’est cependant pas une tâche facile et semble relever plus de l’expertise du métier que d’une méthode systématique. Dans ce chapitre, après avoir effectué une revue des méthodes utilisées pour l’identification des composants critiques, nous avons proposé une méthode permettant l’analyse de la criticité de chaque composant ou sous-système par rapport à trois objectifs principaux et d’agrèger les résultats obtenus. Les objectifs définis pour les PHM sont : l’augmentation de la fiabilité du service, la réduction de l’impact sur les coûts de maintenance et l’augmentation de la disponibilité du système. La méthodologie a été appliquée au système caténaire et la procédure de sélection des paramètres de surveillance et d’identification de la technologie de diagnostic et de pronostic a été présentée. La procédure peut être appliquée sur d’autres types de systèmes et son avantage est de donner plus d’aisance en termes d’impact pour un déploiement du système PHM car les composants critiques sont identifiés sur la base de différents objectifs. De plus, la méthodologie peut être étendue en intégrant une analyse de coût plus détaillée basée sur l’analyse du coût de cycle de vie du système et l’analyse des coûts de l’indisponibilité du système surveillé.

Ensuite, nous avons énuméré, examiné et comparé les technologies d’inspections et de surveillance de la caténaire existante. Ces systèmes doivent être standardisés afin de pouvoir être déployés sur des trains en exploitation. De plus, une étude comparative doit être menée afin de comparer l’incertitude, la fiabilité et le coût des différents systèmes.

Enfin, les différentes stratégies de pré-traitement des données brutes ont été présentées. Le pré-traitement peut être effectué en raison de différentes sources de bruit

---

qui pourraient affecter les signaux mesurés. Le choix d'une méthode de pré-traitement particulière, à appliquer sur les signaux bruts, nécessite une connaissance du processus d'acquisition des données et une analyse des signaux bruts. Les résultats des données collectées à partir du composant surveillé ne sont pas toujours prêts à être analysés directement en raison des valeurs manquantes, du bruit et des valeurs aberrantes. Les données des capteurs dans cet état peuvent ne pas être très utiles pour créer des modèles précis. Par la suite, nous avons énumérés les différentes sources d'erreurs qui peuvent être induites dans le cas de la surveillance en ligne de la caténaire ou d'une manière plus générale des données de surveillance de l'infrastructure. Nous avons présentés les différents outils et approches qui peuvent être appliqués pour le pré-traitement des données de mesure de la caténaire.

L'étape de pré-traitement prépare les données pour une analyse ultérieure avec un bruit réduit et moins de valeurs aberrantes. Les données pré-traitées sont alors prêtes pour une analyse plus approfondie, qui sera l'objet principal du prochain chapitre.



# Chapitre 3

## Diagnostic du système caténaire

### Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>71</b>
<b>3.2</b>	<b>Approches de diagnostic de la caténaire – état de l’art</b>	<b>71</b>
3.2.1	Module de diagnostic	73
3.2.2	Approches de diagnostic de la caténaire basée sur la détection d’arcs	75
3.2.3	Approches de diagnostic basée sur les méthodes de traitement d’image	76
3.2.4	Approches de diagnostic basée sur la force de contact et les accélérations du système pantographe-caténaire	77
3.2.5	Synthèse	78
<b>3.3</b>	<b>Identification des moyens de génération des données de surveillance pour le diagnostic de la caténaire</b>	<b>80</b>
3.3.1	Les données de modèles d’interaction pantographe-caténaire	81
3.3.2	Les données d’essais pantographe caténaire	81
3.3.3	Les données de surveillance provenant du "terrain"	81
3.3.4	Synthèse	82
<b>3.4</b>	<b>Proposition d’une approche de diagnostic de la caténaire guidée par les données</b>	<b>82</b>
3.4.1	Prétraitement des données	85
3.4.2	Extraction de descripteurs de la force de contact pour le diagnostic	86
3.4.3	Sélection des caractéristiques de la force de contact	91
3.4.4	Théorie des "Support Vector Machines" (SVM)	93
3.4.5	Machines à vecteurs de support multi-classes	95
3.4.6	Évaluation du modèle SVM	96
<b>3.5</b>	<b>Application de l’approche de diagnostic</b>	<b>96</b>
3.5.1	Le système caténaire et ces composants critiques pour le diagnostic	97
3.5.2	Données de force de contact pour l’application de la procédure de diagnostic	99

---

3.5.3	Prétraitement des données et extraction des descripteurs . . . .	103
3.5.4	Application aux données de simulation : résultats de la sélection des descripteurs et de la classification des défauts . . . . .	104
3.5.5	Application aux données de simulation : résultats de la sélection des descripteurs et de la classification des défauts . . . . .	108
<b>3.6</b>	<b>Discussion des résultats et perspectives pour le déploiement de la procédure de diagnostic . . . . .</b>	<b>112</b>
3.6.1	Discussion des résultats . . . . .	112
<b>3.7</b>	<b>Mise en œuvre industrielle : déploiement de la procédure de diagnostic . . . . .</b>	<b>114</b>
<b>3.8</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>117</b>

---

## 3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous proposons une approche de diagnostic de la caténaire guidée par les données. L'approche proposée repose sur différentes sources de données de surveillance. Comme nous l'avons défini au CHAPITRE 1 le développement de l'approche de diagnostic et de la solution logicielle du système PHM s'effectuera selon le processus en proposé en 5 étapes. Ainsi, la première section de ce chapitre a pour but de présenter un état de l'art des différentes approches de diagnostic proposée pour le système caténaire et le système de captage plus généralement. Nous verrons que ces approches peuvent être classées dans trois groupes distincts en fonction des données de surveillance. Cette classification nous permettra d'orienter le travail et de proposer une solution pour le diagnostic de la caténaire guidée par les données et basée sur l'apprentissage automatique (*Machine Learning*). Par la suite, l'identification des différents moyens de génération de données de surveillance pour les états dégradés et nominaux nous permettra de proposer et de valider l'approche de diagnostic. La validation de l'approche s'effectuera dans un premier temps sur des données de simulation issues d'un modèle d'interaction pantographe-caténaire, puis sur des données d'essais en ligne réalisées lors d'une campagne d'essais. Enfin, les résultats obtenus nous permettront de proposer une stratégie de mise en œuvre industrielle de l'approche de diagnostic proposée.

## 3.2 Approches de diagnostic de la caténaire – état de l'art

Cette section aborde l'étude de l'état de l'art des différentes approches de diagnostic du système caténaire selon la première étape du processus défini au CHAPITRE 1 décrit dans la FIGURE 4.1. Cette étape a pour but de positionner le travail par rapport aux différentes approches existantes dans la littérature scientifique.



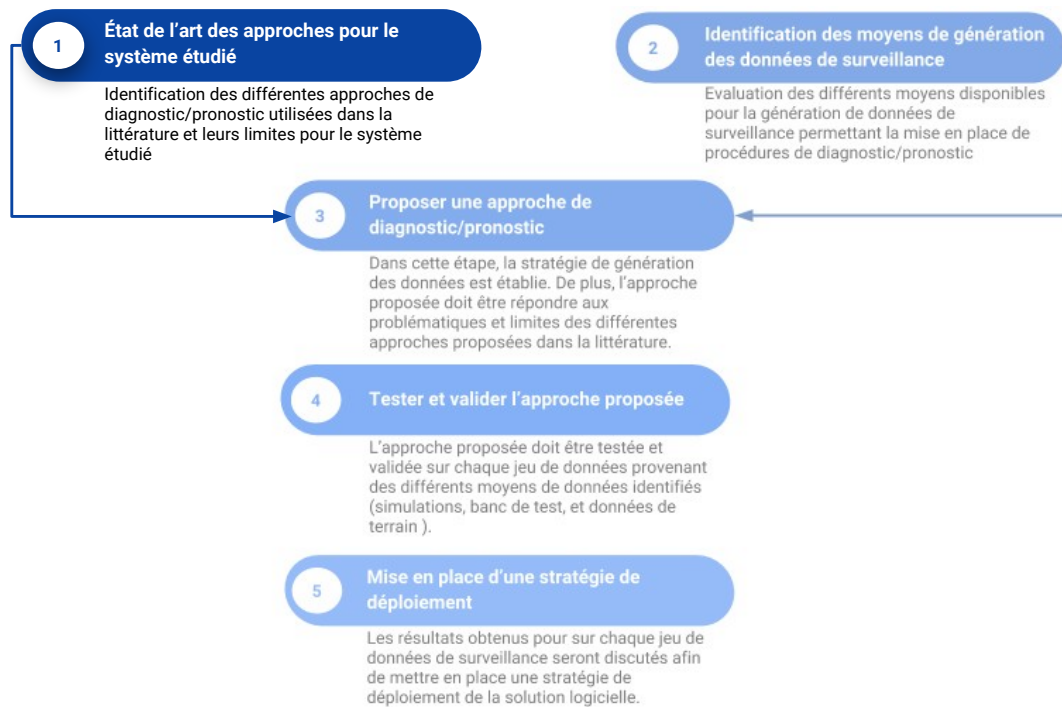


FIGURE 3.1 – Première étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

D'une manière générale le diagnostic de défaillance désigne toute méthode permettant de déterminer si un système présente un défaut ou une défaillance et de déterminer l'origine de la panne à partir des informations relevées par observation, contrôles et tests. En ce sens, la définition qui peut être donnée pour le diagnostic, extraite de la norme (ISO, 2015), est la suivante : l'examen des symptômes et des syndromes afin de déterminer la nature d'un défaut ou d'une défaillance (type, situation, ampleur). Un défaut peut être défini comme un écart d'une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport à son état standard ou nominal. Dans le cadre du PHM, le module de détection d'état vise à détecter un écart par rapport à un comportement standard d'un composant ou d'un sous-système basé sur des données de surveillance. Ainsi la détection peut être complétée par une analyse de diagnostic. Lorsqu'un défaut est détecté, le module de diagnostic réalise une isolation de ce dernier en le localisant sur un composant spécifique. Ensuite, le système de diagnostic réalise l'identification des défauts en déterminant la cause de la panne. Les méthodes de diagnostic se distinguent selon différents critères : la dynamique de procédé (discret, continu ou hybride), la complexité, l'implémentation de diagnostic en ligne et/ou hors-ligne, la nature d'information (qualitative et/ou quantitative), sa profondeur (structurelle, fonctionnelle et/ou temporelle), sa distribution (centralisée, décentralisée ou distribuée), etc. Dans un système PHM la fonction de diagnostic est réalisée par le module de diagnostic. Dans ce qui suit, nous allons pré-

senter les différentes approches de diagnostic existantes ainsi que leurs applications pour le cas du système pantographe-caténaire.

### 3.2.1 Module de diagnostic

Dans cette section nous proposons la définition suivante pour le diagnostic de la caténaire : la détection d’un défaut peut être définie comme la remontée d’une déviation du comportement nominal du système caténaire à un endroit précis de celle-ci, l’isolation des défauts caténaire est définie comme la localisation d’un composant défaillant à un endroit précis du réseau de la caténaire et l’identification des défauts est définie comme la détermination de la défaillance ou du composant défaillant.

Dans le module de diagnostic, les différents écarts détectés par le module de détection sont analysés afin de les attribuer à des fautes, des modes de défaillances ou modes des dégradations connus de l’équipement surveillé. Ainsi, comme décrit auparavant, nous retrouvons plusieurs méthodologies et approches de diagnostic dans la littérature scientifique permettant de réaliser cette fonction. La classification et la terminologie utilisées diffèrent selon le domaine d’application et les communautés scientifiques.

Plusieurs classifications ont été proposées pour les méthodes de détection et de diagnostic dans la littérature scientifiques (Isermann, 1997; Chantler et al., 1998; Venkatasubramanian et al., 2003). Dans la plupart des cas, les méthodes de diagnostic sont liées aux connaissances et aux données disponibles. Nous pouvons proposer la classification non-exhaustive suivante, pour ces méthodes de diagnostic, en nous basant sur trois axes principaux : les approches basées sur des modèles quantitatifs ou qualitatifs, les approches relationnelles et les approches basées les données ou l’historique. D’autre part, il existe certaines méthodes combinant les approches basées sur les modèles et les approches quantitatives basées sur le traitement des données (Travé-Massuyès, 2014). Dans ce travail de thèse, les méthodes qui consistent à combiner plusieurs types d’approches ne seront pas étudiées.

Les méthodes comprises dans les approches relationnelles englobent les différents outils issus du contexte de la sûreté de fonctionnement qui permettent d’associer des causes à des symptômes. Elles reposent, en général, sur des systèmes à base de règles, de dictionnaires de défauts ou de graphes avec un raisonnement de parcours ou adductif, sur la méthode AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leurs Criticités), les arbres de défaillances, sur les graphes PCEG (Possible Cause and effect graph), HDG (Hazop-digraph) ou sur les réseaux bayésiens. Ce sont des approches de diagnostic fondées sur une connaissance associative dépendante du système et sur une connaissance *a priori* des défauts et de leurs effets. Elles manquent de pouvoir de "réutilisabilité" et nécessitent une énumération de tous les défauts possibles. Dans le cas des procédés complexes qui nous préoccupent, le nombre élevé de variables, de composants et de modes opératoires, rend leur utilisation peu adaptée.

Les approches à base des modèles s’appuient sur des modèles comportementaux explicites du système soumis au diagnostic. Un grand avantage de ces approches par rapport aux approches relationnelles et de traitement de données, réside dans le fait que seule l’information du comportement normal du procédé est prise en compte par l’intermédiaire

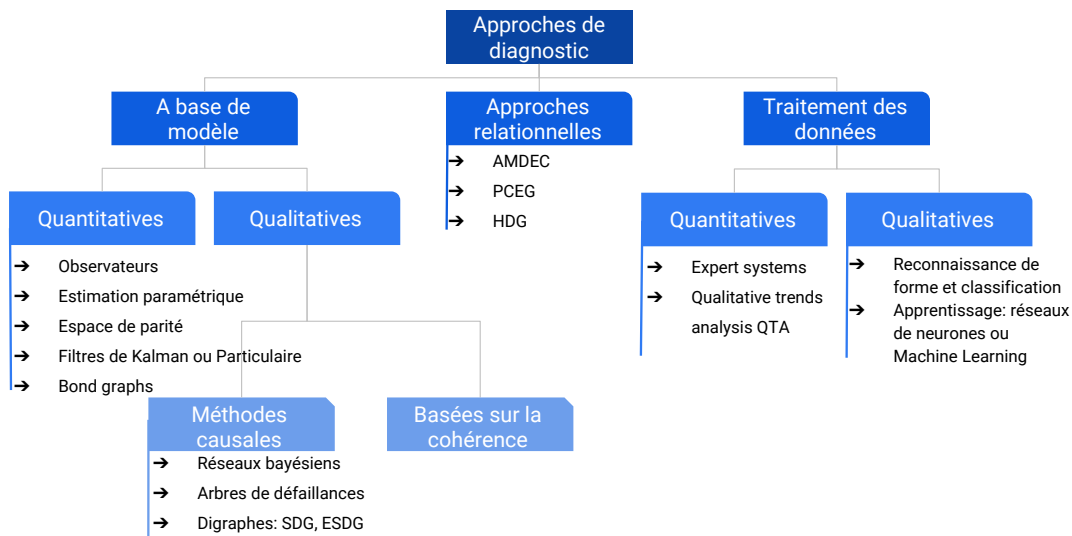


FIGURE 3.2 – Classification des différentes approches de diagnostic.

d'un modèle de référence (Travé-Massuyès et al., 1997). La précision du modèle, liée aux besoins de la surveillance et aux critères de performance du diagnostic, définit le choix de l'utilisation de modèles quantitatifs, qualitatifs ou semi-qualitatifs. Ainsi, parmi les modèles qualitatifs, nous retrouvons les approches basées sur la cohérence dont le principe est d'effectuer le diagnostic à partir de la notion de conflit. La détection des conflits consiste à trouver des incohérences entre les observations et les prédictions (génération de résidus) effectuées par le modèle de référence du système, ainsi la détection d'un défaut est établie. Par la suite, les prédictions antérieures enregistrées conduisant aux contradictions en question sont utilisées afin de localiser les défauts. Une liste importante des différentes méthodes d'approches à base de modèles est présentée dans (Mokhtari, 2007).

Les méthodes de traitement de données exploitent des observations quantitatives et/ou qualitatives disponibles sous la forme de données historiques ou de résultats de traitement en ligne de signaux issus des capteurs. Ce sont des approches envisageables quand l'obtention d'un modèle analytique du procédé s'avère difficile, et lorsqu'un raisonnement sur les comportements dynamiques (variables et relations) du procédé n'est pas utile. Le comportement de référence d'un signal, en général statistique, peut être représentatif de l'état normal de l'installation ou d'un défaut particulier. Les approches de classification de données sont fondées sur l'analyse des données issues des signaux corrélés entre eux pour la discrimination des différents modes de fonctionnement et certains modes de défaillance. Ces méthodes reposent pour la plupart sur des techniques de reconnaissance de formes connues en anglais de *Pattern Recognition* ou d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique (IA en anglais). Elles utilisent des algorithmes de classification avancés pour le diagnostic des défaillances, comme par exemple l'analyse en composantes principales (ACP), les réseaux neuronaux, les cartes auto-organisatrices, les machines à vecteurs de supports (SVM), la méthode kNN, etc. Toutes ces approches

sont fortement dépendantes d’un grand volume des données nécessaire pour l’apprentissage d’un classifieur robuste, le diagnostic dépend donc de la représentation et de la discrimination de tous les modes de défauts.

Pour une infrastructure de grande échelle telle que la caténaire, la mise en place d’un système de surveillance sophistiqué sur tout le long de l’infrastructure peut s’avérer être une tâche coûteuse et difficile. Par conséquent, la définition d’une approche basée sur un modèle comportemental explicite du système soumis au diagnostic s’avère très compliquée. De plus, le nombre important de composants qui constituent la caténaire, soumis à des conditions externes et à des contraintes opérationnelles multiples, rend difficile la mise en place d’approches relationnelles. Ainsi, l’utilisation d’approches basées sur les données de surveillance, collectées en utilisant des inspections et des mesures régulières, semblent être la plus adaptée dans notre cas. D’ailleurs, la plupart des approches de diagnostic de la caténaire proposées dans la littérature scientifique se concentrent sur les techniques d’extraction de descripteurs des données de surveillance dans le but d’utiliser une approche de classification par la suite (Brahimi et al., 2017). Il existe trois principaux domaines d’étude pour le diagnostic de la caténaire : l’évaluation de l’usure du fil de contact de la caténaire à partir des mesures du phénomène d’arc électrique, le diagnostic de composants défectueux basé sur la mesure de la force de contact et le traitement d’images pour l’évaluation des composants.

### 3.2.2 Approches de diagnostic de la caténaire basée sur la détection d’arcs

Le phénomène d’arc, se produisant entre la caténaire et le pantographe lors du captage du courant, peut entraîner une usure importante des bandes de captage et du fil de contact. Ainsi, l’étude des arcs peut être un bon moyen pour l’évaluation de la qualité de captage et un indicateur de l’état de l’usure du fil de contact.

En 2001, des investigations ont été menées par l’opérateur ferroviaire italien Trenitalia afin d’étudier la relation entre l’état de surface du fil de contact de la caténaire et le phénomène d’arc provoqué lors de la rupture de contact entre les bandes de captage et le fil de contact (Balestrino et al., 2001). Sur la base des mesures d’arc et d’inspections, il a été démontré que des séquences d’arcs continus engendraient des dégradations de surface sur certaines zones du fil de contact, cette dégradation est appelée effet de « microsoudures ». Cet effet est dû au contact glissant irrégulier causé par la rugosité du contact entre les bandes de captage du pantographe et le fil de contact, ce qui engendre des points chauds et le phénomène de « microsoudures » sur fil de contact. L’apparition de ce phénomène sur le fil implique une détérioration plus importante du fil de contact qui est proportionnelle à la vitesse de passage du pantographe. Par la suite, une corrélation entre l’apparition des arcs dûs à la rupture du contact glissant et les harmoniques du courant de traction a été démontrée dans (Bruno et al., 2001b). Ces résultats ont permis la mise en place d’une méthodologie qui a été proposée afin d’évaluer l’intensité des arcs et d’effectuer la distinction entre un arc singulier et un phénomène d’arc continu générant des microsoudures sur la surface du fil de contact (Barmada et al., 2003). L’approche

proposée est basée sur l'utilisation de la transformée discrète en ondelettes (DWT<sup>1</sup>) avec une analyse multi résolution en ondelettes de Daubechies appliquée au courant de traction. Les résultats ont montré que les arcs singuliers peuvent être détectés et localisés uniquement en utilisant le courant de traction. En revanche, les arcs continus générant les microsoudures n'ont été détectés que grâce au capteur d'arcs. Une approche utilisant une analyse spectrale du courant de traction est également utilisée dans [Huang and Chen \(2008\)](#) afin de détecter l'occurrence d'arcs.

Par la suite, des techniques d'apprentissage automatique ont été appliquées aux descripteurs du courant de traction, extrait à l'aide d'une analyse DWT, afin de regrouper les arcs en fonction de leur durée dans le but de séparer les arcs singuliers et des arcs continus. Un modèle SVM est entraîné en utilisant les données de tension et de courant de traction, les données du capteur UV d'arcs étant utilisés pour la validation de la méthode ([Barmada et al., 2014a](#)). Le modèle a permis de détecter et localiser correctement 90% des arcs. Dans ([Barmada et al., 2014c,b, 2016](#)), des algorithmes d'apprentissage automatique non-supervisés (clustering), C-moyennes (en anglais Fuzzy C-means) et K-moyennes (en anglais K-means) ont été appliqués aux descripteurs (features) extraits du courant et de la tension de traction. Sur la base des données d'essais, le calcul de l'indice de Dunn indique que le meilleur nombre de clusters pour l'algorithme de classification K-means devrait être de  $c=4$ . Une analyse statistique des résultats de clustering a montré que tous les arcs d'une durée supérieure à 5 ms sont localisés dans les deux premiers clusters, avec 93,5% des arcs de durée longue dans le premier et 6,5% dans le second. Les clusters restants sont liés à l'absence d'arcs (arcs de durée inférieure à 5 ms), en particulier, dans le dernier cluster aucun courant n'est mesuré. Cette approche permet une détection et une localisation fiables des arcs d'une durée supérieure à 5 ms, ce type d'arcs représente les arcs continus qui génèrent des microsoudures sur la surface du fil de contact. Ainsi, cette approche permet de diagnostiquer l'état de surface du fil de contact.

Dans ([Aydin et al., 2016](#)), une technique de morphologie mathématique est appliquée aux données fréquentielles du spectre du courant de traction afin d'améliorer la qualité des descripteurs extraits. Ensuite, les données étant obtenues de trois capteurs différents, les descripteurs extraits de chaque capteur sont utilisés pour entraîner trois modèles de classification SVM différents. Puis, une intégration floue des trois modèles SVM a permis d'obtenir une performance de classification de 96,31

### 3.2.3 Approches de diagnostic basée sur les méthodes de traitement d'image

Les approches de traitement d'images pour le diagnostic des défaillances de la caténaire reposent sur des systèmes de surveillance utilisant des caméras montées en toiture sur le matériel roulant et orientées vers la caténaire ou la tête de captage. Une méthodologie permettant l'identification des pendules caténaire a été proposée dans [Montreuil et al. \(2008\)](#) et [Petitjean et al. \(2009\)](#). La détection des pendules s'effectue à l'aide d'un algorithme des k-plus proches voisins (kNN) permettant de traiter les images pro-

---

1. Discret Wavelet Transform, transformée en ondelettes discrètes en français

venant d’une caméra à haute vitesse. Ensuite, un perceptron multicouche (en anglais MLP<sup>2</sup>) permet d’identifier les différents pendules avec un taux de précision de 99,06%. Néanmoins, cette méthode permet seulement de comptabiliser les pendules afin de les comparer avec une base de données des pendules, mais elle n’aborde pas la question d’un pendule défaillant. Plus récemment, une approche de détection de défaut de la ligne isoélectrique des consoles de caténaire a été proposée dans Liu et al. (2017). La méthodologie repose sur trois étapes. Tout d’abord, un réseau neuronal convolutif (CNN<sup>3</sup>) est utilisé pour détecter les lignes isoélectriques à partir des images de console de la caténaire. Les images obtenues sont ensuite traitées en utilisant un modèle de champ aléatoire de Markov afin de segmenter les images et sélectionner les pixels de la ligne isoélectrique. Enfin, la zone de pixels est utilisée pour évaluer l’état de santé de la ligne isoélectrique en utilisant un CNN. La performance de cette approche a été comparée à la méthode typique de l’histogramme des gradients orientés (HOG<sup>4</sup>) et des machines à vecteurs de support (SVM). Les résultats expérimentaux montrent que le système proposé a une meilleure précision que la méthode standard (HOG + SVM) et une grande précision de détection. De même, un CNN est utilisé dans Chen et al. (2018) pour détecter les fixations défectueuses des consoles de caténaire. Dans cette approche, un réseau neuronal convolutif profond (DCNN<sup>5</sup>) est entraîné en utilisant des images de console caténaire afin de détecter automatiquement les liaisons et les attaches de console manquantes ou dégradées.

### 3.2.4 Approches de diagnostic basée sur la force de contact et les accélérations du système pantographe-caténaire

La force de contact entre le pantographe et la caténaire lors de leur interaction est une mesure clé pour l’évaluation de la qualité de captage du système pantographe-caténaire. En effet, lors de la rupture du contact glissant entre les bandes de captage et le fil de contact, la force entre ces deux éléments s’annule, par conséquent la valeur de la force de contact représente un bon indicateur de la qualité de captage. De plus, plusieurs études dans la littérature scientifique ont démontré que les valeurs que prend la force de contact sont liées au choix du couple pantographe-caténaire ainsi qu’à la conception et à la dynamique de la caténaire (Collina et al., 2007; Bocciolone et al., 2013; Carnevale and Collina, 2016). Plusieurs études ont donc proposé des approches de traitement du signal pour l’évaluation de l’état de santé de la caténaire et la qualité de captage à partir de la force de contact (Kusumi et al., 2006b; Cho et al., 2010). Dans Massat (2007), une méthode d’extraction de signatures de défauts caténaire et de traitement de la force de contact par transformée en ondelettes continues (CWT<sup>6</sup>) est proposée pour le diagnostic de la caténaire. Dans cette approche, les signatures de défauts sont utilisées pour construire une ondelette adaptée qui est stockée dans une base de données. Pour

---

2. Multi Layer Perceptron, un perceptron multicouche en français

3. Convolutional Neural Network

4. Histogram of Oriented Gradient

5. Convolutional Neural Network

6. Continuous Wavelet Transform

un signal de force de contact donné, une CWT est calculée en utilisant une ondelette adaptée de la base de données, le calcul de la puissance maximale des coefficients d'ondelettes permet de construire un indicateur de taux de détection pour la détection, la localisation, et l'identification du défaut. Cette approche a été validée sur des signaux issus de données de simulation. Son application sur des données d'essais, plus tard a montré que le taux de détection n'excède pas les 66% (EUROPAC, 2008). Carnevale and Collina (2016) utilisent la moyenne quadratique des accélérations afin de détecter les points d'ancrage mal réglés. En outre, les auteurs montrent que les fréquences de la force de contact dans une gamme supérieure à 20 Hz sont liées aux irrégularités du fil de contact. Wang et al. (2016) proposent une approche pour détecter et localiser l'irrégularité du fil de contact sur la base de la représentation temps-fréquence de la force de contact à l'aide de la distribution de ZhaoAtlasMarks (ZAMD). Dans Song et al. (2018) une étude de l'influence des irrégularités du fil de contact et de la forme des bandes de contact sur le contenu fréquentiel de la force de contact est réalisée. Il a été démontré que les irrégularités du fil de contact et les défauts des bandes de captage ont un impact important sur le contenu spectral de la force de contact.

### 3.2.5 Synthèse

L'étude de l'interaction pantographe-caténaire peut fournir de multiples informations sur la géométrie de la caténaire et l'état de santé de celle-ci. Le phénomène d'arc électrique a été largement étudié dans la littérature scientifique dans le but d'évaluer l'état de santé du fil de contact et des bandes de captage du pantographe en utilisant des techniques avancées de traitement du signal et des algorithmes d'apprentissage automatique appliqués au courant et à la tension de traction.

Une autre façon de détecter des composants défectueux est l'utilisation de techniques de traitement d'images appliquées aux vidéos des caméras embarquées. Ces approches sont dans la plupart des cas appliquées à l'inspection des consoles de la caténaire et ne prennent pas en compte les composants les plus critiques de la caténaire (voir chapitre 2). Elles semblent prometteuses en raison de l'utilisation de nouvelles techniques telles que les réseaux neuronaux convolutionnels profonds. Néanmoins, ces approches nécessitent des capacités de stockage de données importantes et peuvent prendre beaucoup de temps pour le traitement.

L'étude de la dynamique de l'interaction pantographe-caténaire (force de contact et accélérations de la tête de captage) est un autre sujet de recherche important. Ce sujet offre un avantage conséquent par rapport aux autres approches en raison de la possibilité d'utiliser des logiciels de simulation de l'interaction pantographe-caténaire permettant d'obtenir la force de contact. Cela permettrait de mieux comprendre l'impact de la conception de la caténaire sur la force de contact et, ainsi, de développer des approches basées sur des modèles pour la détection et le diagnostic des défaillances. Cependant, ces modèles doivent être améliorés avec des modèles de dégradation des composants et des incertitudes de paramètres pour le développement d'approches basées sur des modèles. Davantage de données d'essais peuvent être envisagées pour améliorer ces approches. En outre, la littérature scientifique démontre que le contenu fréquentiel de la force de contact

et les caractéristiques statistiques de la force et des accélérations sont liés aux éléments de la caténaire tels que les bras de rappel, les pendules ou le fil de contact. L’application de nouvelles approches pour ce type de données pourraient aboutir à une nouvelle piste de recherche. Enfin, le TABLEAU 3.1 résume les approches et le composant cible pour la détection et le diagnostic des défaillances sur la caténaire.

Plus généralement, en ce qui concerne la détection d’arc et le traitement d’image, la plupart des approches sont basées sur l’utilisation de techniques d’apprentissage automatique. Dans ce qui suit nous proposons une démarche de diagnostic de la caténaire basée sur des données et des méthodes d’apprentissage automatique (*Machine Learning* (ML)) est appliquée sur des données dynamiques de l’interaction pantographe-caténaire.

Tableau 3.1 – Classification des approches de diagnostic pour la caténaire.

<i>Composants</i>	<i>Fil de contact</i>	<i>Pendule</i>	<i>Bras de rappel</i>		
Faute / Mode de défaillance	Usure locale	Anomalie	Fatigue mécanique	Mauvaise position	Anomalie (point dur)
Grandeur mesurée	arcs (courant et tension)	Force de contact	1) Force de contact 2) Image vidéos	Image Vidéos	Force de contact
Approche	Apprentissage automatique (classification, clustering et traitement de signal)	Traitement de signal	1) Traitement de signal  2) Reconnaissance de forme	Reconnaissance de forme	Traitement de signal
Méthode utilisée	Extraction de descripteurs : Transformée de Fourier (FFT)  Classification et clustering (ML) : c-means, K-means, SVM, et fuzzification	Transformée en ondelettes continues (CWT)	1) Transformée en ondelettes continues  2) kNN et HMM	Clustering spectral	Transformée en ondelettes continues (CWT)



### 3.3 Identification des moyens de génération des données de surveillance pour le diagnostic de la caténaire

Cette section consiste à identifier les différentes solutions élaborées pour l'étude du système pantographe caténaire et la génération de données de surveillance. Elle constitue la deuxième étape du processus évoqué au CHAPITRE 1 comme l'illustre la FIGURE 4.8.

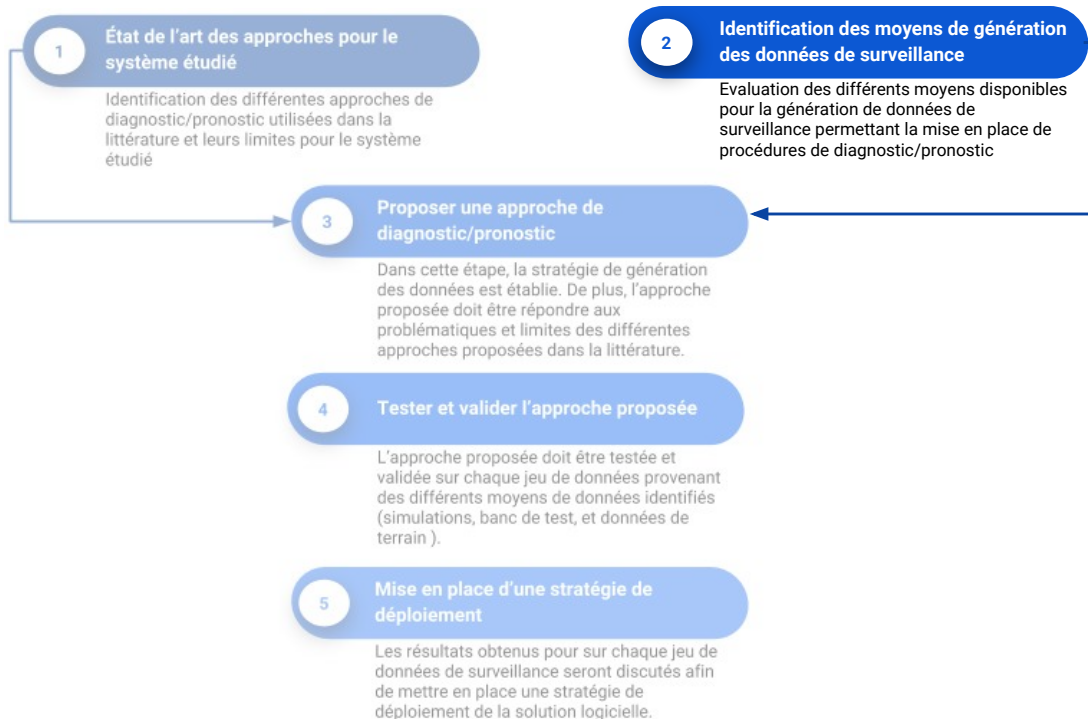


FIGURE 3.3 – Deuxième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

Les données de surveillance représentent la donnée d'entrée principale pour l'élaboration d'un approche de diagnostic. La sélection des méthodes et de l'approche de diagnostic en dépend fortement et la qualité de ces dernières est primordiale pour le développement d'une approche fiable. Dans le cas du diagnostic ces données doivent être représentatives de l'état nominal du système ainsi que de l'état dégradé. Lors du développement d'un système PHM, ce type de données, avec les caractéristiques évoquées, ne peut être disponible immédiatement. Par conséquent, l'utilisation de données issues de simulations, de banc de tests est parfois privilégiées. Comme nous l'avons décrit au chapitre 1, nous pouvons distinguer trois approches différentes pour générer des données de surveillance pour la mise en place d'une approche de diagnostic. Dans notre cas, les données de surveillance utilisée pour le diagnostic de la caténaire sont les signaux de force de contact entre le pantographe et la caténaire. Nous pouvons distinguer trois sources pour générer des données de force de contact pantographe caténaire.

### 3.3.1 Les données de modèles d'interaction pantographe-caténaire

Ces données sont généralement issues de logiciels de simulation pantographe-caténaire qui sont développés pour l'analyse et l'étude de la qualité de captage de courant en phase de conception de la caténaire et du matériel roulant. Plusieurs outils de simulation ont été développés ces dernières années, avec le but d'étudier le comportement dynamique du système pantographe-caténaire et l'évaluation par simulation de l'interaction. Ils sont composés d'un modèle éléments finis pour la caténaire et d'un modèle masse-ressort pour la modélisation du comportement du pantographe. Une présentation détaillée du fonctionnement du logiciel de simulation INPAC (INteraction PANTographe CATénaire) développée par Alstom est présentée en ANNEXE B.

La donnée de sortie de ces logiciels est la force de contact entre le pantographe et la caténaire. La validation du logiciel doit répondre aux critères spécifiés par la norme européenne (CENELEC, 2002). La force de contact calculée par le logiciel doit être comparée à des mesures effectuées en ligne et doit être équivalente en fréquence à la force de contact mesurée dans la plage de fréquence entre 0 et 20 Hz.

La modélisation des défauts principaux de la caténaire sont étudiés dans (Collina et al., 2007) et (Massat, 2007). Les défauts sont introduits dans le modèle éléments finis de la caténaire. Nous verrons dans la suite les défauts considérés pour notre étude.

Enfin, les logiciels de simulations peuvent fournir des résultats très rapidement. L'utilisation des éléments finis pour la modélisation de la caténaire permet d'introduire de nombreux défauts dans celle-ci et d'en étudier l'impact sur la force de contact. Ainsi, cette solution peut être considérée dans un premier temps pour le développement d'une approche de diagnostic.

### 3.3.2 Les données d'essais pantographe caténaire

Elles sont généralement issues de l'utilisation d'un banc de test sur lequel il est possible de simuler des défaillances. Cette approche peut être très utile car elle permet la mise en place d'un premier prototype du système PHM, de tester plusieurs configurations de fonctionnement et de récupérer des données de capteurs.

Dans le cadre du système caténaire l'utilisation de lignes ferroviaire dédiées aux essais dynamiques peut être envisagée. Dans (EUROPAC, 2008) des défauts ont été installés sur une caténaire d'une ligne à grande vitesse afin de tester la validité d'une méthode de diagnostic développée pour la détection de défauts sur la caténaire. Des éléments spécifiques ont été ajoutés ou retirés ou ajoutés à la caténaire afin de simuler des défaillances.

La mise en œuvre de ces essais peut être assez coûteuse en raison de l'arrêt de la ligne et de la préparation de la caténaire. Néanmoins, elle permet de générer des signaux en conditions réelles de fonctionnement et de maîtriser la localisation des défaillances.

### 3.3.3 Les données de surveillance provenant du "terrain"

La mise en place d'un système de mesure assurant la surveillance et la collection de données en permanence permet de collecter une quantité de données importante pour la mise en place d'une approche de diagnostic. Dans le cadre du système caténaire les

mesures de force de contact ne sont pas effectuées en continue ce qui rend les données contenant des défaillances très rares. Enfin, il peut s'avérer difficile de à mettre en place ce type de démarche en raison du remplacement des équipements avant leur pannes. Par conséquent cette approche ne sera pas privilégiée dans le cadre de cette thèse étude en raison de la grande incertitude sur les données obtenues et le temps nécessaire à la mise en place de cette approche.

### 3.3.4 Synthèse

Étant donné les différentes sources de données présentées ci-dessous. Nous nous proposons d'avoir une approches itérative pour le développement de l'approche de diagnostic. Dans un premier temps, nous utiliserons des données issues de simulation afin de tester rapidement l'efficacité de la méthode proposée. Par le suite, des essais en ligne se dérouleront afin de valider l'approche avec des données représentatives des conditions réelles d'exploitation. Enfin, les données de "terrain" étant rare, nous utiliserons les résultats obtenus des deux sources de données afin de déployer l'approche.

## 3.4 Proposition d'une approche de diagnostic de la caténaire guidée par les données

Nous abordons dans cette section la troisième étape de conception de la solution logicielle de diagnostic pour la mise en place du PHM comme le décrit la FIGURE 4.11. Cette étape a pour but de proposer une approche de diagnostic selon la synthèse effectuée pour l'état de l'art et les moyens à dispositions pour le positionner le travail par rapport aux différentes approches existantes dans la littérature scientifique.

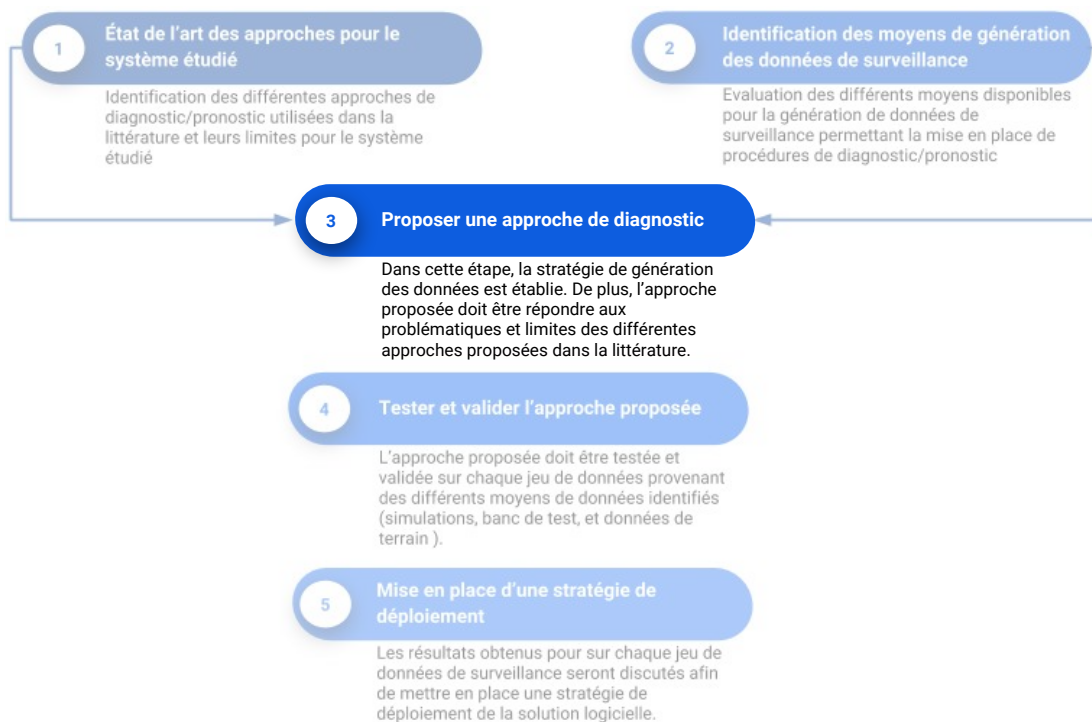


FIGURE 3.4 – Troisième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

D'après la synthèse de l'état de l'art, nous proposons dans ce qui suit une approche de diagnostic quantitative basée sur une méthode d'apprentissage automatique. L'apprentissage automatique est un champ d'étude de l'Intelligence Artificielle qui permet la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine d'"apprendre" (c'est-à-dire d'améliorer progressivement les performances d'une action spécifique) à partir de données, sans être explicitement programmés (Samuel, 1959). Les algorithmes de Machine Learning sont généralement classés en deux grandes catégories selon le mode d'apprentissage qu'ils emploient :

- l'apprentissage supervisé : la « machine » reçoit des données étiquetées (c'est-à-dire) des exemples et leurs résultats souhaités) et à partir de ces données le but est d'apprendre une règle générale (un *modèle* de classement) qui fait correspondre les données d'entrée aux résultats. Ce modèle sera par la suite utilisé pour prédire l'étiquette correspondante à de nouvelles données. Dans certains cas particuliers, les données d'entrée peuvent être partiellement disponibles, dans ce cas on distingue trois approches pour d'apprentissage : l'apprentissage semi-supervisé, l'apprentissage par renforcement, et l'apprentissage actif ;
- apprentissage non supervisé : aucune étiquette n'est donnée à l'algorithme d'apprentissage, le laissant seul pour trouver la structure de répartition des données d'entrée. L'apprentissage non supervisé peut être un but en soi (découvrir des

schémas cachés dans les données) ou un moyen vers une fin (apprentissage des fonctionnalités), ce qui rend cette approche souvent source de découvertes fortuites.

Ces algorithmes permettent de réaliser plusieurs tâches telles que : la classification, le partitionnement de données (*clustering*), la régression, l'estimation de densité de probabilité ou la réduction de dimension. La classification, en particulier, est un vaste domaine d'étude dont l'apprentissage automatique supervisé apporte des outils mathématiques sophistiqués pour la résolution de problèmes de classification. On retrouve les algorithmes d'apprentissage automatique supervisé dans de nombreuses applications : en traitement audio et vidéo, en indexation multimédia, en reconnaissance de formes, en traitement du langage naturel, dans la biologie et la médecine, mais aussi dans d'autres domaines tels que le diagnostic de défaillance ou la finance. Le principe de l'approche de diagnostic proposée dans ce chapitre repose sur l'extraction de descripteurs à partir des signaux de surveillance de la caténaire (force de contact) qui serviront ensuite à discriminer différents modes de fonctionnement et modes de défaillance du système grâce à un modèle d'apprentissage automatique.

Les descripteurs sont choisis en fonction des différentes études de la force de contact disponibles dans la littérature (Collina et al., 2007; Bocciolone et al., 2013; Carnevale and Collina, 2016; Liu et al., 2016b). Un modèle SVM (modèle d'apprentissage automatique supervisé) est ensuite entraîné pour classer les différents modes de défaillance en fonction d'un nombre précis de descripteurs sélectionnés. Les machines à vecteurs de support représentent un ensemble de techniques issues de la théorie de l'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de classification et de régression. Les SVM ont déjà été utilisés dans le cadre de la surveillance des systèmes et le diagnostic de défaillance. Leur utilisation dépend principalement du cas d'application et du type de données de surveillance (Widodo and Yang, 2007). Ainsi, nous retrouvons l'utilisation des SVM dans le diagnostic et le pronostic de défaillance des roulements (Soualhi et al., 2015; Liu et al., 2016a), le diagnostic des outils de coupe (Benkedjough et al., 2015), ou bien le diagnostic de moteurs à induction (Widodo and Yang, 2007). De plus, les SVM ont de bonnes performances de généralisation, ce qui leur permet d'obtenir des modèles fiables pour la classification de défauts.

La méthode que nous proposons pour le diagnostic de la caténaire est décomposée en plusieurs étapes, comme le montre la FIGURE 3.5. La première tâche consiste à prétraiter les données de surveillance, ici la force de contact, afin de les préparer à l'étape d'extraction des caractéristiques. Par la suite, trois types de descripteurs sont extraits de chaque signal : des descripteurs du domaine temporel, des descripteurs du domaine fréquentiel et des descripteurs du domaine temps-échelle (transformée en ondelettes). La matrice des descripteurs est ensuite partitionnée en ensembles d'apprentissage et de validation. L'ensemble de données d'apprentissage est utilisé en premier lieu pour la sélection des descripteurs les plus pertinents pour le diagnostic. La sélection s'effectue à travers une hiérarchisation des descripteurs en utilisant une analyse discriminante linéaire, également appelée analyse discriminante de Fisher (en anglais FDA<sup>7</sup>). Par la suite, plusieurs modèles SVM sont entraînés pour différents sous-ensemble de descripteurs construits à

---

7. FDA : Fisher Discriminant Analysis

partir de leur score de Fisher. Ceci permet d'établir un seuil de sélection, en évaluant les différents SVM, pour un nombre précis de descripteurs qui servira à la construction du modèle final. Enfin, un modèle SVM multi-classes est entraîné avec les descripteurs sélectionnés afin d'assurer la fonction de diagnostic. Ce modèle est ensuite testé sur l'ensemble des données de validation définies pour évaluer les performances de diagnostic.

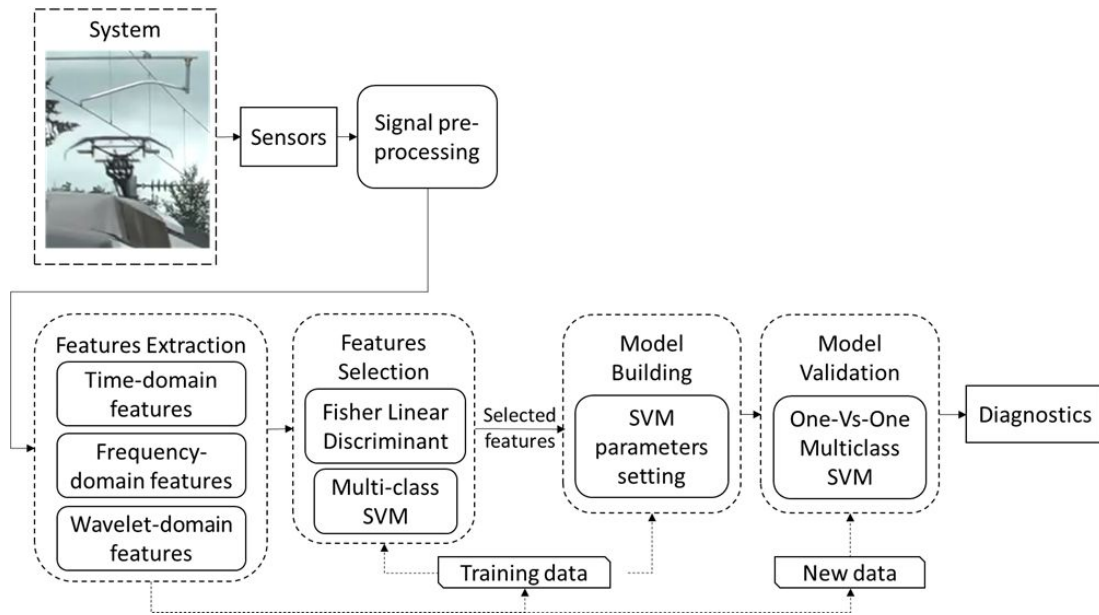


FIGURE 3.5 – Diagramme représentant une vue globale de la méthode de diagnostic proposée.

### 3.4.1 Prétraitement des données

La surveillance d'une infrastructure telle que la caténaire génère une quantité importante de données recouvrant toutes les zones parcourues par le train d'inspection qui nécessite un prétraitement spécifique des données de surveillance. Nous avons vu au chapitre précédent (SECTION 2.5) que le prétraitement des données peut être effectué pour filtrer des données aberrantes ou, pour notre application, supprimer certaines zones particulières de la caténaire. Dans cette étape, l'objectif de la procédure est de découper le signal en segments afin d'assurer la localisation des défauts sur l'infrastructure après la détection.

La procédure de prétraitement proposée consiste à segmenter le signal de force de contact mesuré en fonction de la définition de chaque portée. Nous obtenons ainsi un segment de signal de force de contact, correspondant à chaque portée, sur lequel il sera possible d'extraire des descripteurs afin d'évaluer l'état de santé de la portée. Cela permet de couvrir un large spectre de défauts et de localiser chaque défaut dans l'intervalle d'une portée. Pour les défauts présents sur une console (bras de rappel défilant par exemple)

les signaux enregistrés pour les portées précédant et succédant la console incriminée sont considérés comme défaillants puisque un défaut de bras de rappel, par exemple, impactera la force de contact avant et après le passage du pantographe par celui-ci.

La localisation des points de segmentation peut être effectuée par la connaissance des coordonnées de chaque poteau (point kilométrique ou GPS), ce qui permettra de retrouver ces positions dans le signal enregistré (avec la méthode proposée au CHAPITRE 2, SECTION 2.5), ou l'extraction des positions de poteaux à l'aide d'une caméra dotée d'un algorithme de traitement d'image permettant d'extraire automatiquement la position de chaque poteaux lors de l'enregistrement des signaux (Liu et al., 2017). La FIGURE 3.6 illustre le processus de prétraitement de la force de contact.

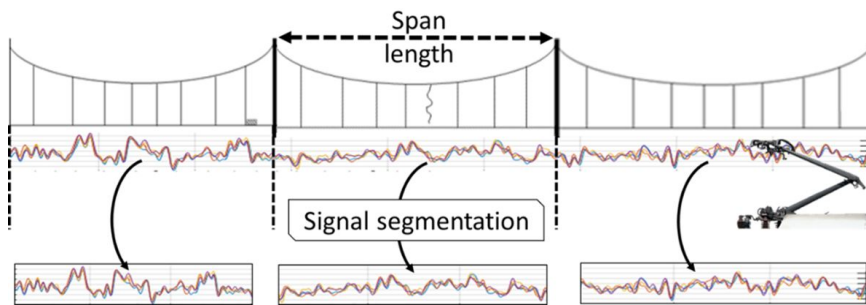


FIGURE 3.6 – Processus de prétraitement des données, la force de contact mesurée est subdivisée en fonction de la position des poteaux caténaire.

### 3.4.2 Extraction de descripteurs de la force de contact pour le diagnostic

L'extraction des descripteurs dans le contexte de la surveillance des systèmes industriels consiste à transformer les données mesurées dans un autre type de données afin de pouvoir discriminer l'état du système, c'est-à-dire définir si l'équipement surveillé est dans un état de fonctionnement avec ou sans défauts. Dans ces modules les données utilisées sont les différents signaux récupérés des capteurs. Les méthodes mises en place pour l'extraction des caractéristiques des signaux sont généralement des algorithmes de traitement de signal. Nous pouvons classer les différentes méthodes utilisées comme sur la FIGURE 3.7 (Worden et al., 2011a).

L'approche de diagnostic proposée dans ce chapitre se base sur l'étude de la force de contact. L'étude des différentes approches possibles pour l'extraction d'informations de ces signaux est nécessaire afin de sélectionner des descripteurs pertinents pour la mise en place d'une démarche de diagnostic.

#### 3.4.2.1 Descripteurs statistiques de la force de contact

Le calcul de descripteurs statistiques sur les signaux nous permet de donner une description simple et rapide de ceux-ci. Supposons que la donnée récupérée est un signal aléatoire échantillonné  $x[i]$  contenant  $N$  échantillons avec un intervalle d'échantillonnage

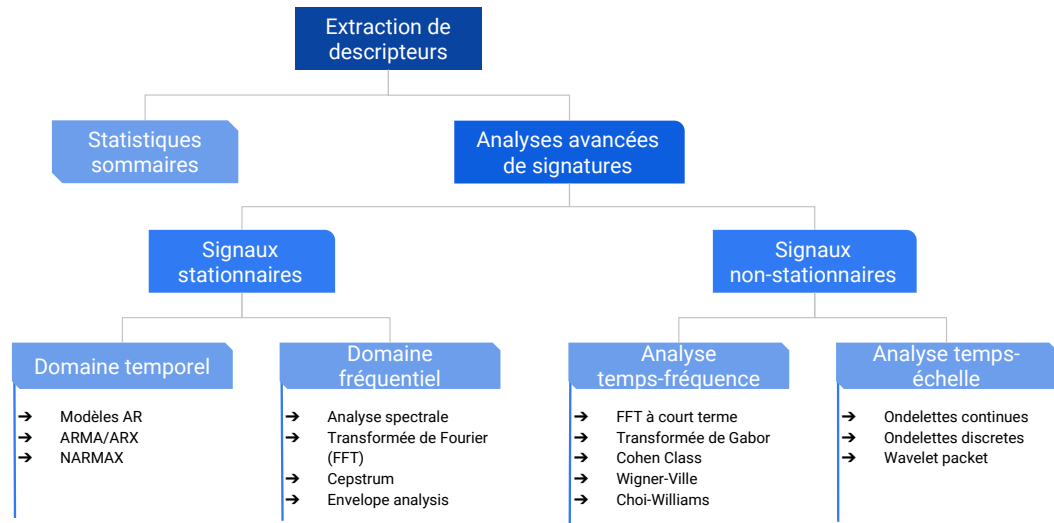


FIGURE 3.7 – Processus de prétraitement des données, la force de contact mesurée est subdivisée en fonction de la position des poteaux caténaire (Worden et al., 2011a).

$\Delta t$ . En traitement du signal, les grandeurs communément calculées sont présentées dans le TABLEAU 3.2.

Tableau 3.2 – Exemple de descripteurs statistiques.

Moyenne arithmétique (mean)	$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
Variance	$\text{Var}(x) = \sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$
Moyenne quadratique ou valeur efficace (RMS <sup>8</sup> )	$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
Asymétrie (Skewness)	$\gamma_1 = \text{E} \left[ \left( \frac{X - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \right]$
Kurtosis	$\beta_2 = \text{E} \left[ \left( \frac{X - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \right]$
Facteur de crête (Crest factor)	$C = \frac{ x_{\text{peak}} }{x_{rms}}$
Amplitude (Peak-to-peak)	$x_{pp} = \max(x_i) - \min(x_i)$

Pour le cas des signaux de force de contact, chaque segment est traité pour extraire les caractéristiques suivantes : la moyenne ( $m$ ), l'écart-type, la variance, l'asymétrie, les valeurs maximale et minimale, la valeur RMS, l'amplitude, le facteur de crête, l'asymétrie et le kurtosis, ainsi que les cinquième et sixième moments statistiques normalisés (hyperskewness et hyperflatness). Ce type de descripteurs permettra d'isoler les défauts de type choc et les points durs qui impactent l'énergie du signal de force de contact. Ces descripteurs seront numérotés de 1 à 12.



### 3.4.2.2 Analyse fréquentielle de la force de contact

Il a été démontré dans la littérature scientifique que les fréquences dominantes du contenu spectral de la force de contact sont liées aux passages de poteaux et distances inter-pendules (Ikeda et al., 2001; Massat, 2007; Collina et al., 2009; Bocciolone et al., 2013; Carnevale and Collina, 2016; Liu et al., 2017). Ainsi, un train roulant à 44 m/s avec une longueur de portée moyenne de 54 m, engendrera une fréquence de passage de 0,84 Hz et des fréquences autour de 4,9 Hz à 8,5 Hz pour des distances moyennes entre pendules de 5 m à 9 m.

La FIGURE 3.8 donne les densités spectrales de puissances (PSD<sup>9</sup>) normalisées pour un segment de la force de contact correspondant à une portée. La ligne pointillée montre la PSD pour la même portée avec un pendule manquant. Le signal de la force de contact est mesuré à une vitesse de 120 km/h et la portée est composée de pendules distants d'une valeur entre 5 m et 9 m (voir la figure ci-dessous).

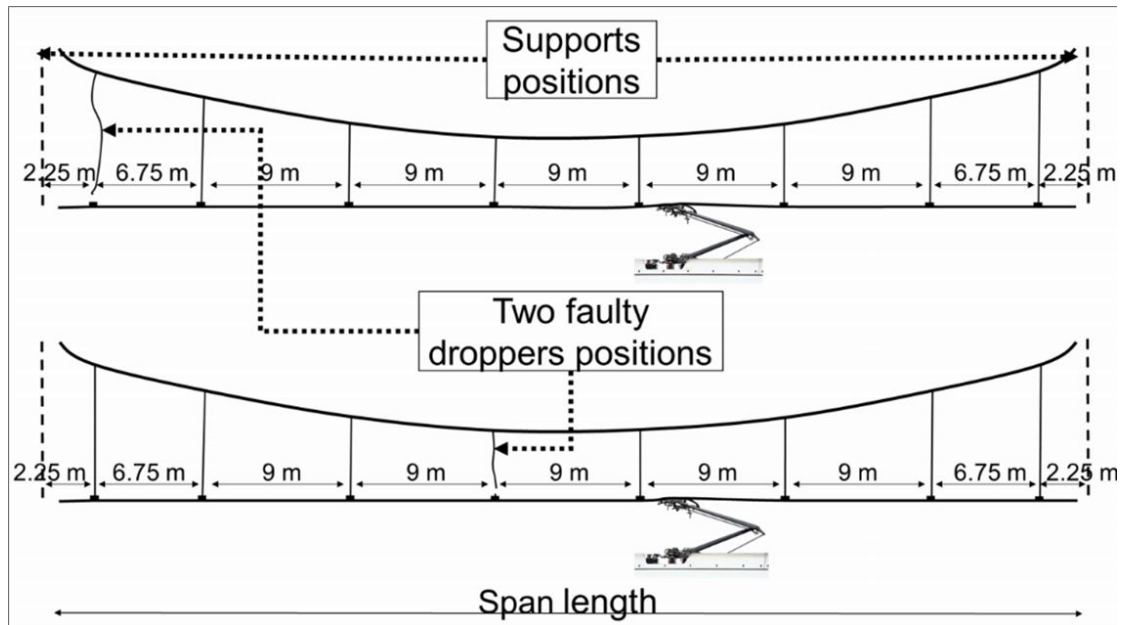


FIGURE 3.8 – Illustration d'une portée de caténaire avec deux positions différentes de pendule défaillant.

On peut voir que pour la condition nominale, la PSD (FIGURE 3.9) contient des fréquences dominantes de 0,78 Hz, 1,85 Hz, 2,73 Hz, 3,65 Hz, et 5,95 Hz qui correspondent respectivement aux longueurs d'onde de 42 m, 18 m, 12 m, 9 m et 5 m liées à la conception de la portée, pour une vitesse de 120 km/h. Dans l'état défaillant (PSD en pointillés), les fréquences dominantes changent de valeurs en raison d'un pendule manquant qui introduit des longueurs d'ondes différentes. Sur la base de cette hypothèse, la procédure d'extraction de caractéristiques suivantes est proposée.

9. PSD : Power Spectral Density, en français densité spectrale de puissance

Pour chaque segment de la force de contact, nous calculons d'abord sa densité spectrale de puissance (PSD). Pour un signal échantillonné donné  $x_n = x(n\Delta t)$ , pour une mesure totale de  $T = N\Delta t$ , la PSD est définie par :

$$\tilde{S}_{xx}(\omega) = \frac{(\Delta t)^2}{T} \left| \sum_{n=1}^N x_n e^{-i\omega n} \right|^2 \quad (3.1)$$

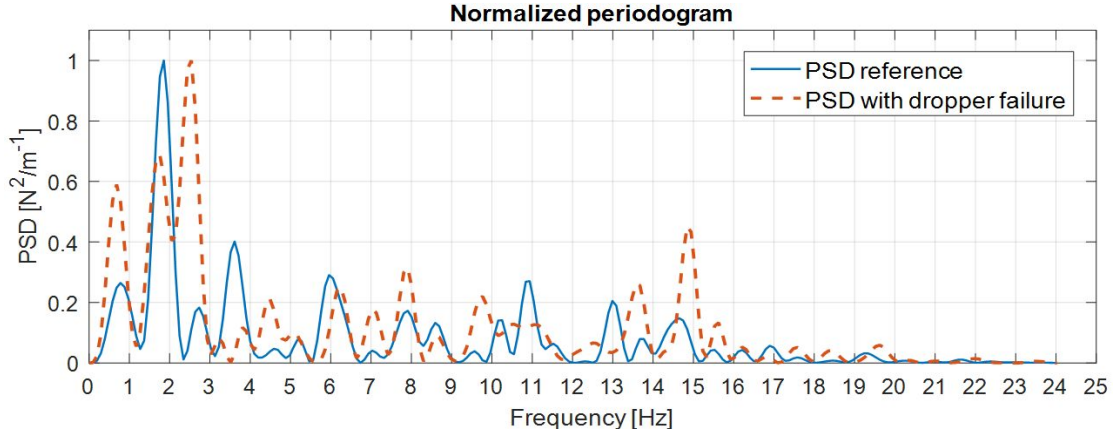


FIGURE 3.9 – PSDs de la force de contact pour une portée avec un pendule manquant (- -) et une portée sans défaillance de pendule (-).

Par la suite, nous procédons à l'extraction de deux valeurs de fréquences principales dans la gamme de fréquences correspondant aux longueurs d'ondes des distance interpendules (5 m à 9 m). Les fréquences extraites de la PSD sont normalisées par la vitesse du train. Nous définissons ainsi les deux descripteurs obtenus numérotés 13 et 14 comme la fréquence normalisée 1 et la fréquence normalisée 2 donnée par :

$$normFreq_i = \frac{f_{peak[i]}}{V}, i = \{1,2\} \quad (3.2)$$

avec  $f_{peak[i]}$  le premier et le second pic détectés et  $V$  la vitesse du train.

En plus des fréquences principales, nous calculons la puissance moyenne obtenue dans la bande fréquentielle correspondant aux longueurs d'ondes du pendule. Ce descripteur prendra le numéro 15.

### 3.4.2.3 Analyse en ondelettes

Le calcul de la densité spectrale de puissance peut être imprécis en raison de la résolution de la transformée de Fourier discrète (DFT) et de la fréquence d'échantillonnage. Ainsi, l'évaluation du contenu spectral de la force de contact peut être erronée ou imprécise. Dans ce cadre, l'utilisation de l'analyse en ondelette peut être plus adaptée car elle permet une meilleure résolution en comparaison à l'analyse de Fourier. En effet, il existe une relation entre la largeur de l'enveloppe et la fréquence des oscillations.

La transformée en ondelettes est un outil efficace pour l'analyse de signaux non stationnaires. Elle permet la décomposition d'un signal en une somme de fonctions, qui peuvent être dilatées et translatées, appelées ondelettes. Ainsi, l'analyse temps-échelle permet d'adapter la fenêtre temporelle en considérant différentes échelles d'ondelettes pour une meilleure résolution en basses fréquences et des informations temporelles précises en hautes fréquences. La transformée continue en ondelettes (CWT) pour un signal  $x(t)$  est donnée par :

$$W_\psi(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (3.3)$$

où les ondelettes  $\psi_{a,b}(\cdot)$  sont définies par le paramètre d'échelle  $a$  et le paramètre de translation  $b$ , comme suit :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.4)$$

Dans l'approche proposée, nous utiliserons l'ondelette de Morlet pour l'analyse des segments de force de contact. Cette ondelette permet d'obtenir une relation entre la fréquence centrale équivalente de l'ondelette et l'échelle de cette dernière (Meyers et al., 1993), ce qui permet de lier l'échelle de dilatation de l'ondelette à des pseudo-fréquences pour une meilleure interprétation de l'échelle. L'ondelette de Morlet est définie par :

$$\lambda = \frac{4\pi s}{\omega_0 + \sqrt{2 + \omega_0^2}} \quad (3.5)$$

où  $\lambda$  est de période de Fourier et  $\omega_0$  la fréquence de l'ondelette de Morelet.

Ainsi, la relation entre la période de Fourier équivalente (ou pseudo-fréquence) et l'échelle d'ondelette peut être calculée sur la base de la fréquence centrale de l'ondelette de Morlet. Par conséquent, nous pouvons définir l'échelle d'ondelette dans la bande de fréquence des pendules.

Après obtention de la transformée en ondelette, nous calculons la puissance de la transformée en ondelette moyennée par l'échelle, en anglais *scale-averaged wavelet power* (SAWP), qui donne la fluctuation de la puissance sur une gamme d'échelles (bande) (Torrence and Compo, 1998) et est définie comme suit :

$$W_n^2 = \frac{\delta_j \delta_t}{C_\delta} \sum_{j=j_1}^{j_2} \frac{|W_n(\delta_j)|}{s_j} \quad (3.6)$$

Enfin, nous calculons trois caractéristiques statistiques sur la SAWP : la valeur maximale, la valeur RMS et le facteur de crête. Ces caractéristiques sont numérotées de 16 à 19.

### 3.4.2.4 Synthèse : Sélection des descripteurs des signaux pour le diagnostic

Le TABLEAU 3.3 résume la liste des descripteurs extraits de la force de contact. En plus des 19 descripteurs définis précédemment, nous ajoutons le calcul de l'entropie du signal.

Tableau 3.3 – Liste des caractéristiques extraites de la force de contact.

Numéro de caractéristique (Features number)	Nom de la caractéristique (Feature Name)
1	Moyenne
2	Ecart-type
3	Variance
4	Valeur maximale
5	Valeur minimale
6	Valeur RMS
7	Amplitude (peak-to-peak)
8	Facteur de crête
9	Asymétrie statistique (Skewness)
10	Kurtosis
11	Hyperskewness
12	Hyperflatness
13	Fréquence normalisée n° 1
14	Fréquence normalisée n° 2
15	Puissance moyenne dans la gamme de fréquences des pendules
16	Valeur maximale de la SAWP
17	Valeur RMS de la SAWP
18	Facteur de crête de la SAWP
19	Entropie du signal

### 3.4.3 Sélection des caractéristiques de la force de contact

Dans un jeu de données contenant un grand nombre de descripteurs, certains peuvent être redondants ou même non pertinents pour la discrimination des différentes classes. Ces descripteurs doivent être identifiés et éliminés des données. Nous pouvons classer les méthodes de sélection de descripteurs dans deux domaines : (1) les approches par filtrage, pour lesquelles la procédure de sélection est indépendante de l'algorithme d'apprentissage (choix de  $n$  descripteurs) et (2) les méthodes récursives (en anglais wrapper methods) qui incluent l'algorithme d'apprentissage automatique dans le processus de sélection des descripteurs pour sélectionner le meilleur sous-ensemble de descripteurs.

Dans le cadre de l'approche proposée, la sélection des descripteurs est réalisée en deux étapes. Dans la première étape, le score de Fisher de chaque descripteur est calculé en

effectuant une analyse discriminante linéaire ou appelée analyse discriminante de Fisher, sur les données de test. Puis, les descripteurs sont ordonnés en fonction de leur score de Fisher.

L'analyse discriminante de Fisher (FDA) est une technique linéaire efficace pour la réduction de dimensions et/ou la classification. Elle vise à trouver une ligne qui sépare autant que possible deux classes de données d'échantillons. Les vecteurs de Fisher optimaux sont trouvés en maximisant la différence entre les moyennes des projections sur ces vecteurs et en minimisant les diffusions intra-classe (une mesure des écarts-types pour chaque classe) (Duda et al., 2012a). Pour un vecteur discriminant de Fisher  $\mathbf{w}$ , le rapport suivant définit la séparation de deux classes de données :

$$J_F(\mathbf{w}) = \frac{|\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2|^2}{\tilde{s}_1^2 - \tilde{s}_2^2} \quad (3.7)$$

où les valeurs  $\tilde{m}_i$  et  $\tilde{s}_i$  représentent respectivement la moyenne et la dispersion de chaque classe projetée  $i = 1, 2$  sur le vecteur de Fisher. Ainsi, la meilleure séparation entre les deux classes est donnée par le vecteur de projection  $\mathbf{w}$  qui maximise le ratio  $J_F(\cdot)$

$$J_F(\mathbf{W}) = \frac{|\tilde{\mathbf{S}}_B|}{|\tilde{\mathbf{S}}_W|} = \frac{|\mathbf{W}^t \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^t \mathbf{S}_W \mathbf{W}|} \quad (3.8)$$

Pour un problème à  $c$ -classes, l'analyse discriminante de Fisher peut être généralisée en utilisant une expression matricielle de  $\mathbf{W}$  et des vecteurs de poids associés  $\mathbf{w}_i$  définis par :

$$J_F(\mathbf{W}) = \frac{|\tilde{\mathbf{S}}_B|}{|\tilde{\mathbf{S}}_W|} = \frac{|\mathbf{W}^t \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^t \mathbf{S}_W \mathbf{W}|} \quad (3.9)$$

où  $\mathbf{S}_W$  est appelée la matrice de dispersion généralisée intra-classe (*within-class scatter matrix*) et  $\mathbf{S}_B$  la matrice de dispersion entre classes (*between-class scatter matrix*). Les approches permettant de trouver la matrice rectangulaire  $\mathbf{W}$  qui maximise le ratio  $J$  sont données dans Duda et al. (2012a). Par conséquent, la valeur de  $J$  nous permet de définir la séparabilité de différentes classes en fonction des descripteurs définis.

L'approche proposée consiste donc à construire un modèle SVM multi-classes permettant la séparation des données d'entrée en fonction des types de défauts rencontrés pour réaliser le diagnostic de la ligne. Ensuite, une approche récursive pour la sélection des caractéristiques est réalisée. Un modèle SVM est entraîné puis évalué de manière itérative sur un nombre  $n$  des descripteurs ordonnés allant selon leur score de Fisher de 1 à  $N$ , avec  $N$  le nombre de descripteurs. Le choix du sous-ensemble de descripteur à sélectionner est fait en fonction de l'évaluation des  $N$  modèles SVM construits à partir des  $N$  sous-ensembles de descripteurs. La métrique choisie pour l'évaluation des modèles est le score F1. C'est la moyenne harmonique de la précision (*precision*) et du rappel (*recall*).

La précision est définie comme la proportion d'éléments bien classés pour une classe donnée :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.10)$$

Le rappel est défini comme le ratio d'éléments bien classés par rapport au nombre d'éléments de la classe à prédire :

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.11)$$

Ainsi le score  $F1$  est défini comme :

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (3.12)$$

où  $TP$  représente le nombre de vrais positifs (éléments de la classe 1 correctement prédits),  $TN$  le nombre de vrais négatifs (éléments de la classe 0 correctement prédits),  $FP$  le nombre de faux positifs (éléments de la classe 1 mal prédits) et  $FN$  le nombre de faux négatifs (éléments de la classe 0 mal prédits).

#### 3.4.4 Théorie des "Support Vector Machines" (SVM)

Les SVMs sont des modèles d'apprentissage supervisé basés sur la théorie d'apprentissage statistique de Vapnik-Chervonenkis et le principe de minimisation des risques structurels (Vapnik, 1995). La théorie de l'apprentissage sur laquelle s'appuient les SVMs permet de définir des bornes pour l'erreur du modèle sur des données futures, i.e. non disponibles lors de l'apprentissage (erreur de généralisation). La minimisation de ces bornes conduit à l'algorithme d'apprentissage SVM qui ne minimise donc pas simplement l'erreur sur les données disponibles comme la plupart des algorithmes d'apprentissage de réseaux de neurones. Un algorithme SVM vise à séparer deux classes de données avec un hyperplan de marge maximale pour les problèmes de classification de classes séparables et non séparables.

Considérons des données d'entraînement avec leurs étiquettes de classe  $(\mathbf{x}_i, y_i)$ , où  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$  et  $y_i \in \{-1, 1\}$ . Le problème de classification est défini par l'équation de l'hyperplan de séparation des classes :  $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$ , où  $\mathbf{w}$  est un vecteur de dimension  $d$  qui désigne l'hyperplan de séparation, et  $b$  est un nombre donné. Supposons que  $k = \min_i |\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b|$ , nous pouvons normaliser  $\mathbf{w}$  et  $b$  par  $k$  pour obtenir le séparateur canonique qui satisfait  $H_1 : \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \geq 1, \forall \mathbf{x}_i$ . pour la première classe et  $H_2 : \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \leq -1$  pour la seconde classe. Pour séparer correctement les deux classes, nous pouvons maximiser la marge entre  $H_1$  et  $H_2$ , ce qui peut être trouvé en minimisant  $\|\mathbf{w}\|^2$ . Cette description du problème considère donc qu'une fonction linéaire  $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$  qui approxime tous les exemples avec une certaine précision existe. Dans la pratique, ce n'est pas toujours le cas. En présence de bruit trop important ou de valeurs aberrantes, il est aussi plus important d'autoriser certaines erreurs. Dans ce cas, le concept de marge souple (soft margin) est utilisé. Il consiste à introduire des variables de relâchement (slack variables)  $\xi_i$  pour rendre faisables les contraintes du problème d'optimisation qui devient :

$$\arg \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (3.13)$$

avec

$$\begin{cases} y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) + \xi_i \geq 1 \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}, i = 1, \dots, n \quad (3.14)$$

où  $C$  est une valeur de pénalité et  $\xi_i, i = 1, \dots, n$  les variables positives introduites pour prendre en compte les erreurs de mauvaise classification.

Afin de résoudre ce problème d'optimisation contraint, nous introduisons des multiplicateurs lagrangiens  $\alpha_i > 0$  et substituons les dérivées partielles de la formulation lagrangienne, tel que le problème devient :

$$\mathbf{L}(\mathbf{w}, b, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1\} \quad (3.15)$$

avec,

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (3.16)$$

La formulation lagrangienne définie dans l'équation précédente peut être résolue en utilisant la condition de Karush-Kuhn-Tucker (KKT). La fonction discriminante linéaire est alors donnée par :

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + b \right) \quad (3.17)$$

La formulation ci-dessus est valable pour un problème de variables linéairement séparables. Dans le cas de deux classes qui ne peuvent pas être séparées linéairement, nous utilisons des fonctions noyau (*kernel functions*) à la place de l'espace caractéristique explicite. Les fonctions noyau correspondent à des produits internes dans l'espace caractéristique qui permettent de projeter les données dans un espace de dimension supérieure dans lequel le problème devient linéairement séparable (Bishop, 2006a, Chapitre 6). Par conséquent, la formulation générale de la fonction de classification peut être définie comme :

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \right) \quad (3.18)$$

où  $K$  est la fonction noyau.

Les noyaux les plus couramment utilisés pour les SVMs sont les noyaux polynomiaux, sigmoïdaux et à fonction de base radiale (Radial Basis Function, RBF) définis ainsi :

— linéaire :  $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathbf{x}^T \mathbf{x}'$

- polynomial :  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = (r + \gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x})^p$
- sigmoïdal :  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \tanh(r + \gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x})$
- RBF :  $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2)$

### 3.4.5 Machines à vecteurs de support multi-classes

La présentation des SVMs précédente traite de la classification binaire où les étiquettes de classe peuvent prendre seulement deux valeurs : 1 et -1. Dans des problèmes de diagnostic de machine tournante, par exemple, nous nous retrouvons souvent avec plus de deux classes, ainsi on peut citer plusieurs classes de défauts tels que : les balourds mécaniques, le désalignement, défauts de palier, etc. Dans ce qui suit les stratégies de classification multi-classes sont discutées, parmi les stratégies les plus utilisées nous pouvons citer l'approche *One-Vs-All* (Un contre tous) et la *One-Vs-One* (un contre un).

La première implémentation utilisée pour la classification SVM multi-classes est la méthode *One-Vs-All* (OVA). Elle consiste à construire  $k$  modèles SVM où  $k$  est le nombre de classes. Le  $i$ -ième modèle SVM est entraîné avec tous les exemples de la  $i$ -ième classe avec des étiquettes positives, et tous les autres exemples avec des étiquettes négatives. Cette méthode peut engendrer des zones de l'espace d'entrée qui peuvent être classées d'une manière équivoque (Duda et al., 2012b).

L'autre approche considérée pour la classification multi-classes est la méthode *One-Vs-One* (OVO). Cette méthode introduit  $k(k-1)/2$  modèles de classification pour un problème à  $k$  classes, un modèle pour chaque pair de classe possible. Par la suite chaque point est classé selon un vote majoritaire parmi tous les modèles construits. Néanmoins, cette méthode se heurte également au problème des régions équivoques, comme l'illustre le diagramme de droite de la figure suivante extraite de (Bishop, 2006a, Chapitre 4).

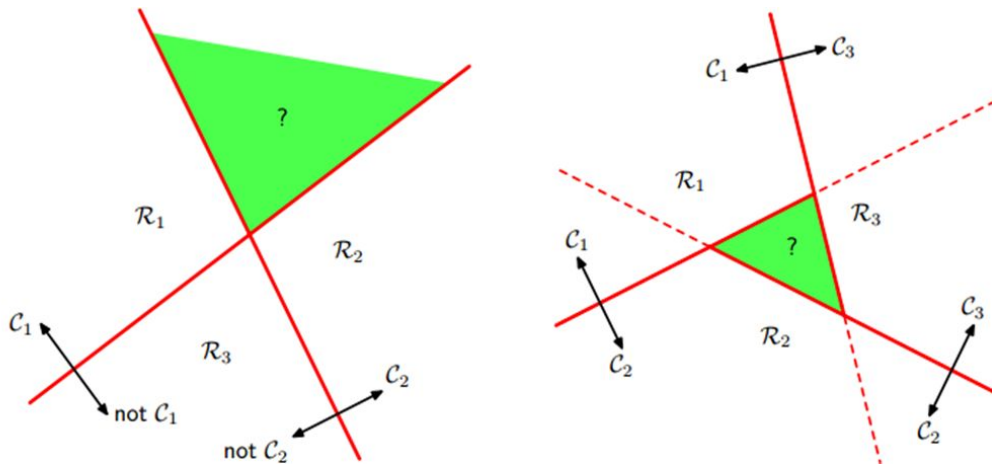


FIGURE 3.10 – Illustration des zones équivoques (en vert) lors de la réalisation d'une approche OVA (à gauche) et d'une approche OVO (à droite) pour une classification à 3 classes (Bishop, 2006a).



### 3.4.6 Évaluation du modèle SVM

Le modèle de classification SVM construit à partir des données d'entraînement se caractérise également par ses performances. Déterminer les performances d'un tel modèle pour un problème multi-classes est assez naïf : il s'agit simplement des probabilités de bonne décision sur un jeu de tests différent du jeu d'apprentissage. Cependant, comme dans beaucoup d'applications, confondre certaines classes entre elles peut être moins grave que d'en confondre d'autres. Une matrice de confusion est alors le moyen le plus efficace pour juger des performances d'un tel modèle dans le cas d'un problème à plus de deux classes. De plus, en phase de construction du modèle, le score F1 est une très bonne métrique afin d'évaluer notre modèle. Ce score permet de donner une combinaison de précision et du rappel ce qui nous permet d'évaluer d'une manière générale l'exactitude de la classification. Ainsi l'évaluation du modèle sur les données de test s'effectuera à l'aide de matrices de confusion et du score F1.

## 3.5 Application de l'approche de diagnostic

Comme nous l'avons décrits dans le processus de développement de la solution logicielle de diagnostic (FIGURE 4.13), cette étape doit permettre la validation de l'approche proposée sur tous les données considérées.

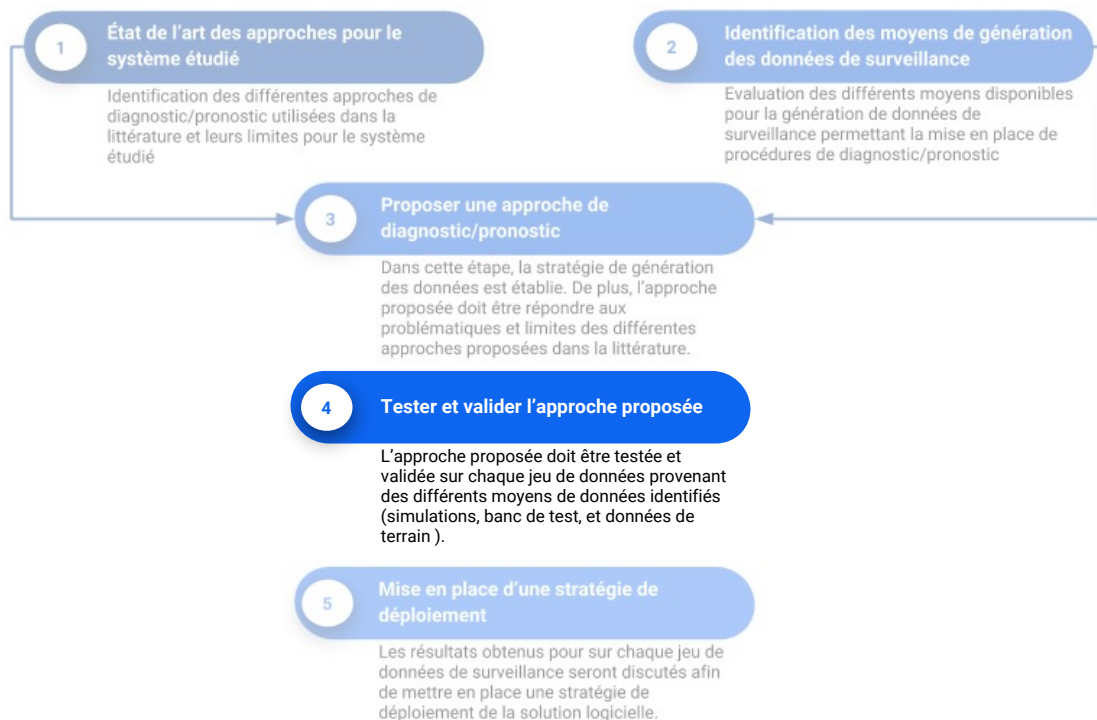


FIGURE 3.11 – Quatrième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

Dans cette section, nous montrerons les résultats obtenus à chaque étape de l'approche de diagnostic proposée appliquée aux deux ensembles de données. Le premier jeu de données est issu de simulation de Monte Carlo réalisée à l'aide d'un logiciel de simulation du système pantographe-caténaire. Suite à la validation de la méthode proposée sur ce jeu de données, des essais ont été effectués afin de tester la validité de l'approche sur des données réelles. Les procédures de prétraitement et d'extraction de caractéristiques ont été réalisées à l'aide du logiciel Matlab. L'entraînement des modèles de classification et la sélection des descripteurs ont été réalisés à l'aide de bibliothèques issues du langage de programmation Python, parmi lesquels scikit-learn (Pedregosa et al., 2011), Numpy (Walt et al., 2011) et la librairie Pandas (McKinney, 2010).

### 3.5.1 Le système caténaire et ces composants critiques pour le diagnostic

Dans un programme PHM, la fonction de diagnostic est réalisée sur un ensemble de composants considérés comme les plus critiques (CHAPITRE 2). Le système caténaire est constitué d'un assemblage d'une quantité importante de pièces de câbles et de composants assemblés ensemble à l'aide de griffes ou de liaisons. Ainsi, la méthodologie présentée dans le chapitre précédent, nous a permis de cibler les composants les plus critiques en terme de coûts de maintenance, de disponibilités du système ainsi que de la fiabilité du service. Les différents composants et leurs principaux modes de défaillances ciblés sont présentés succinctement dans les paragraphes suivants.

#### 3.5.1.1 Le fil de contact

Le fil de contact assure la transmission du courant au train par contact glissant dans les bandes du pantographe. Il est soumis à deux modes de défaillance principaux : le mauvais positionnement du fil et l'usure importante qui peut causer sa rupture. Un décalage ou un fléchissement excessif du fil de contact peut entraîner un "chevauchement" du pantographe (le pantographe passe au-dessus du fil de contact), ce qui peut entraîner la destruction ou « l'arrachage » de la caténaire. De plus, lors de l'interaction du couple pantographe-caténaire, la décharge d'arc et l'affaissement excessif peuvent générer une usure localisée importante. Pour éviter la rupture du fil de contact dans les zones d'usure localisées, les mainteneurs installent des griffes sur le fil de contact (FIGURE 3.12). Par conséquent, la détection et la localisation des épaisseurs sont un moyen d'évaluer l'état du fil de contact.

#### 3.5.1.2 Défaillance des pendules

Les pendules sont sujets à deux modes de défaillance principaux : la rupture mécanique due à la fatigue du matériaux (exemple en FIGURE 3.13) et la désolidarisation des griffes qui permettent d'attacher les pendules. La désolidarisation des griffes est souvent due à la dynamique pantographe-caténaire. Dans ce travail de thèse, nous considérons la rupture du pendule pour deux positions différentes dans une portée de caténaire comme illustré dans la FIGURE 3.8.

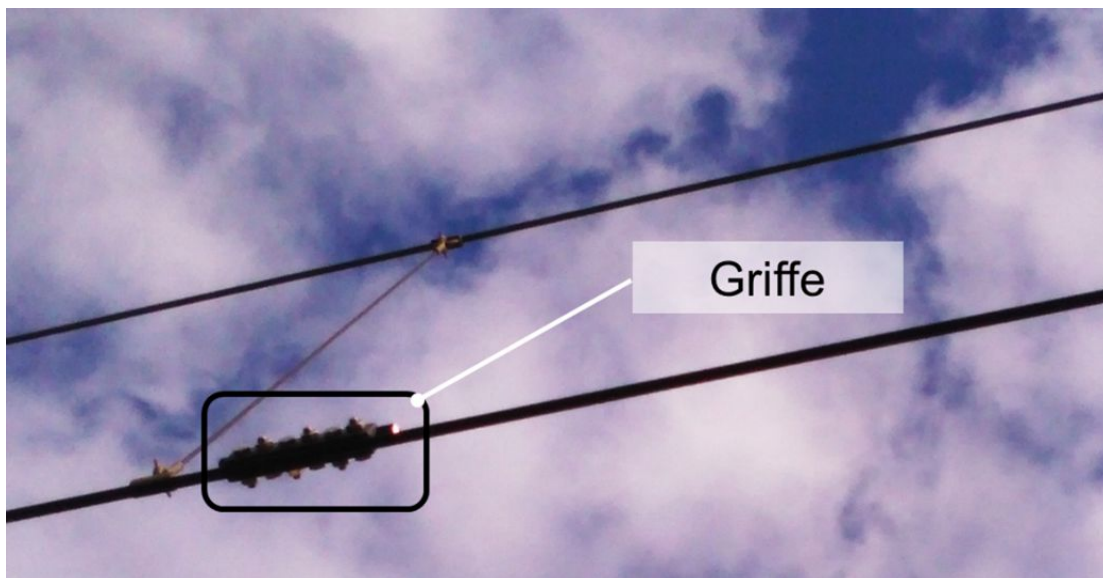


FIGURE 3.12 – Griffe de jonction installée sur le fil de contact.



FIGURE 3.13 – Pendule d'une caténaire cassé.

### 3.5.1.3 Bras de rappel

Les bras de rappel sont des composants importants de la caténaire. Ils permettent de suspendre le fil de contact et le fil porteur et minimisent les masses localisées. Lors du passage du pantographe sous un bras de rappel, un mouvement de ce dernier vers le haut permet une transition douce pantographe sous les consoles de caténaire. En conséquence, la position stable du bras est un paramètre important pour un fonctionnement efficace. La FIGURE 3.14 montre l'angle entre le bras de rappel et l'anti-balançant qui est un

paramètre clé à surveiller pour la maintenance de la caténaire. Dans ce travail, une condition défectueuse de l'angle du bras de rappel est considérée pour le diagnostic.

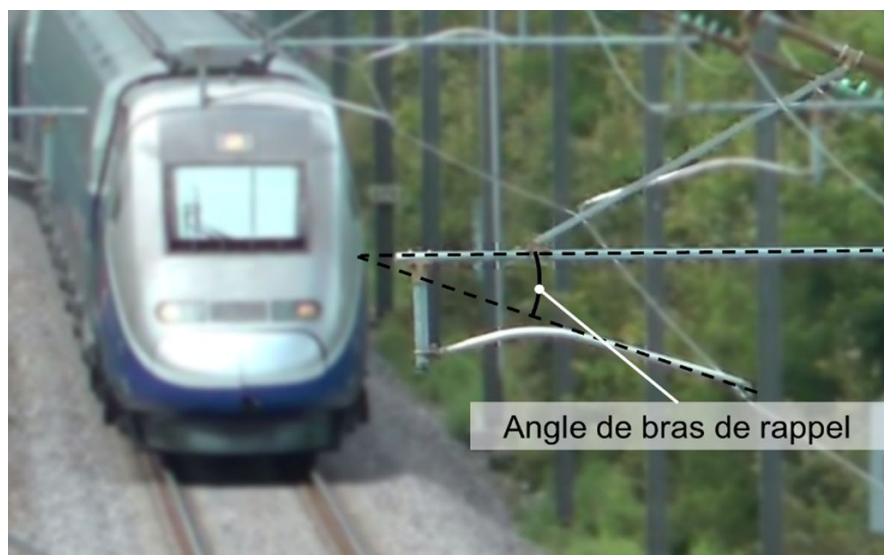


FIGURE 3.14 – Illustration de l'angle entre le bras de rappel et l'anti-balançant.

### 3.5.2 Données de force de contact pour l'application de la procédure de diagnostic

Comme décrit dans le CHAPITRE 1, la deuxième phase de conception consiste à développer puis tester la procédure proposée sur des données issues d'un modèle de simulation. Par la suite, la méthode sera testée sur des données d'essais pour lesquelles le premier prototype du système final est développé. Enfin, la comparaison des deux résultats permettra de choisir la stratégie ou l'approche la plus convenable pour le déploiement du système PHM.

Ainsi, la procédure de diagnostic proposée sera testée sur deux jeux de données. La première étape consiste à appliquer la méthode à un ensemble de données fourni par un outil de simulation pantographe-caténaire. Puis, la procédure sera testée sur l'ensemble de données collectées lors d'essais dynamiques réalisés par ALSTOM sur une ligne d'essais dédiée.

#### 3.5.2.1 Données de simulation d'interaction pantographe-caténaire

Les outils de simulation d'interaction pantographe-caténaire sont généralement utilisés pour le choix du couple permettant une réduction de la maintenance et une augmentation de la durée de vie. Ils peuvent également être utilisés pour l'homologation virtuelle. L'outil de simulation peut être utilisé pour détecter les conditions les plus critiques et ainsi réduire le nombre d'essais nécessaires. Plusieurs outils de simulation de l'interaction pantographe-caténaire ont été développés ces dernières années, avec le but

d'étudier le comportement dynamique du système pantographe-caténaire et l'évaluation par simulation de l'interaction. Sans être exhaustif, on peut citer quelques outils de simulation pantographe-caténaire : OSCAR (Massat et al., 2015), PACDIN (Tur et al., 2015), CANDY (Sánchez-Rebollo et al., 2015), PCaDA (Collina et al., 2015) et ProSA (Finner et al., 2015).

INPAC (pour INTéraction PAntographe-Caténaire) est un logiciel de simulation pantographe-caténaire développé par la société ALSTOM (Oumri et al., 2016). Cet outil est basé sur un modèle éléments finis (FEM<sup>10</sup>) tridimensionnels pour la modélisation de la caténaire, utilisant un assemblage de barres et d'éléments non linéaires, ainsi qu'un modèle masse-ressort pour la modélisation du pantographe. Le contact entre le pantographe et la caténaire est basé sur un modèle de pénalité qui permet d'estimer la force de contact. Le principe de la modélisation d'interaction est donné sur FIGURE 3.15. Le logiciel de simulation permet de calculer la force de contact entre le pantographe et la caténaire. Les détails concernant la modélisation et le calcul de la force de contact sont donnés en ANNEXE B.

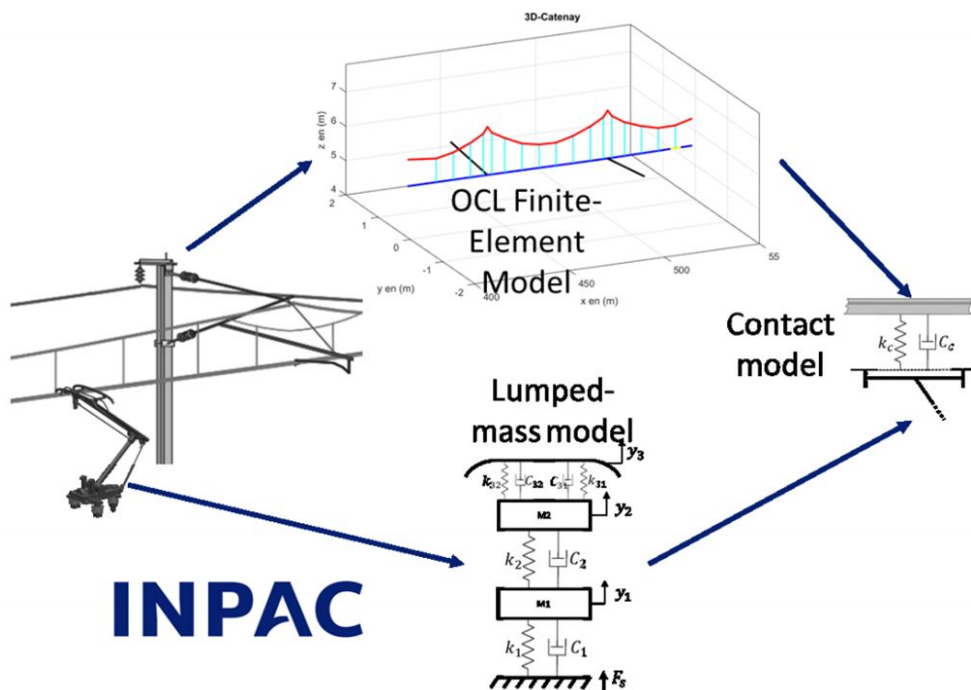


FIGURE 3.15 – Principe de modélisation d'un logiciel de simulation d'interaction pantographe-caténaire.

Dans un premier temps, nous avons introduit les incertitudes des paramètres du modèle définies dans l'étude de sensibilité réalisée dans (Vo Van et al., 2016). L'étude de sensibilité a démontré que les paramètres les plus influents pour la force de contact

10. FEM : Finite Element Model

sont les tensions du fil de contact et du fil porteur, la hauteur du fil porteur au poteau ainsi que la longueur des pendules. Ainsi, des mesures ont été effectuées afin d'estimer l'incertitude liée à chaque paramètre. Les variations de tension des fils de contact et fils porteurs suivent des distributions gaussiennes avec un écart-type de 1000 N. De même, les variations des pendules sont définies par une distribution gaussienne avec un écart-type de 7 mm. Deux hauteurs de fil porteur consécutives (sur une portée) sont corrélées, cette corrélation peut être modélisée par une distribution gaussienne multivariée qui prend en compte un nombre  $n$  de hauteurs.

Dans un second temps, les défauts étudiés pour le diagnostic présentés dans la section précédente ont été introduits dans le modèle éléments finis de la caténaire. La défaillance du pendule est modélisée en supprimant deux éléments pendule de deux portées différentes. Le premier pendule supprimé se trouve en milieu de portée, le second est le dernier pendule de la portée. La FIGURE 3.16 donne les positions des pendules pour chacune des portées. Pour modéliser un bras de rappel défaillant, les paramètres géométriques de ce dernier ont été modifiés afin de l'incliner à  $20^\circ$  par rapport à la position de référence. Enfin, la modélisation des griffes s'effectue en introduisant des masses ponctuelles dans le modèle éléments finis de la caténaire. Ces masses ont été introduites dans deux portées distinctes, en milieu de portée pour la première, et entre le dernier pendule et le bras de rappel, pour la seconde portée.

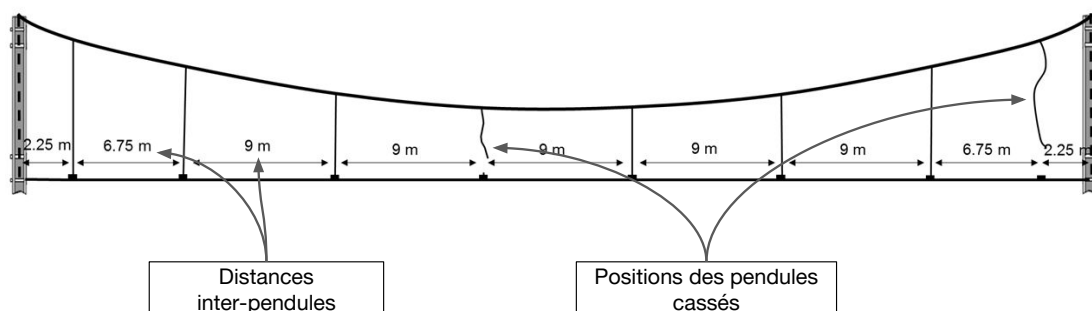


FIGURE 3.16 – Illustration du type de portée utilisé pour les simulations et des positions des pendules défectueux.

Enfin, l'incertitude des paramètres géométriques et la modélisation des défauts nous ont permis la réalisation de simulations de Monte-Carlo afin d'obtenir des variables aléatoires représentatives pour chaque descripteur extraits des segments de force de contact. Nous avons réalisés des simulations pour trois vitesses de train différentes : 80, 100 et 120 km/h. Le pas de temps de calcul des simulations a été fixé à 0,005 s (200 Hz). Pour chaque vitesse de train, 1000 simulations dynamiques ont été nécessaires pour la convergence de MC. Le modèle caténaire utilisé pour les simulations contient 15 portées avec les mêmes caractéristiques que celle représentées en FIGURE 3.16. Pour chaque simulation, nous avons sélectionné deux portées pour la condition de référence et deux portées contenant une défaillance de pendules ainsi que deux portées avec des défauts de griffe. Nous avons modifié l'inclinaison d'un seul bras de rappel. Ainsi, nous considérons les

signaux calculés dans les portées avant et après ce bras de rappel comme représentatifs d'un défaut de bras de rappel. Par conséquent, après l'étape de prétraitement des données, nous obtenons 2000 segments pour la défaillance de pendule et un même nombre de segments pour les autres défaillances ainsi que l'état de référence. Cela implique que pour chaque vitesse nous avons un jeu de données de 8000 segments. Ainsi, pour chaque signal, une matrice de taille 6000x4 a été obtenue, avec 4 classes et 2000 segments pour chaque plage de vitesse.

### 3.5.2.2 Données d'essais d'interaction pantographe-caténaire

Les données d'essais ont été mesurées lors d'une campagne d'essais dynamiques, réalisée au centre ferroviaire d'essai CEF2 par ALSTOM transport. Un pantographe instrumenté, équipé de quatre capteurs de force et 4 accéléromètres, a été utilisé pour la mesure de la force de contact ainsi que des accélérations de la tête de captage. La fréquence d'échantillonnage du système d'acquisition a été fixée à 200 Hz. Un GPS équipant le système permet d'enregistrer les positions du pantographe et la vitesse du train.

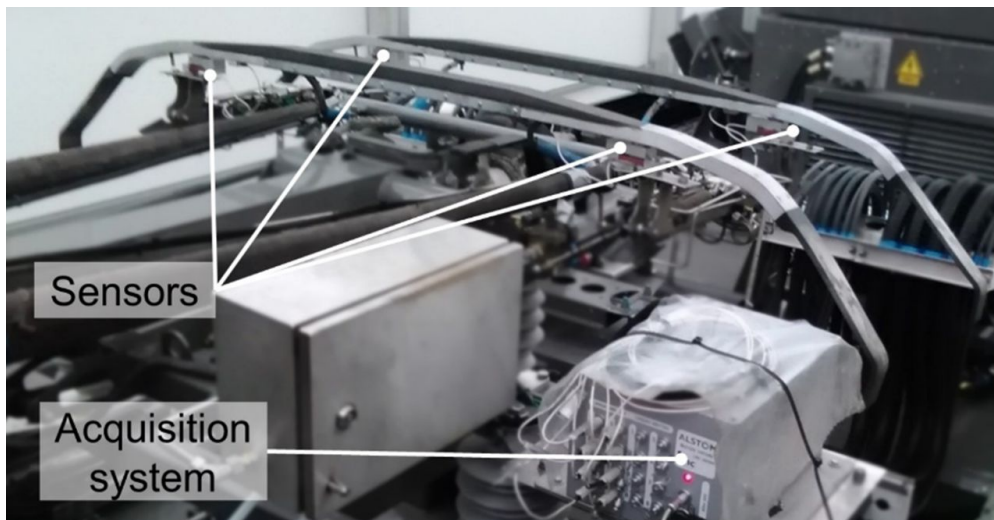


FIGURE 3.17 – Instrumentation de mesure des données d'effort et d'accélération de la tête de captage installée en toiture du train.

Les différents défauts étudiés ont été installés à différents endroits de la ligne. La caténaire de la ligne d'essai correspond à celle utilisée pour les simulations. A l'instar des simulations, deux pendules ont été détachés de deux portées différentes. Le premier pendule retiré se trouve en milieu de portée, le second est le dernier pendule de la seconde portée, comme montré sur FIGURE 3.16. Deux griffes ont été installées dans deux portées différentes en début et en milieu de portée. En raison des contraintes de sécurité, le défaut de bras de rappel a été simulé en introduisant deux griffes de part et d'autre de la griffe entre le bras et le fil de contact, deux bras de rappel défectueux ont été installés. Ainsi, nous obtenons quatre portées pour la classe de défaillance de bras de rappel.

Les mesures ont été effectuées à trois paliers de vitesses différents lors du passage du train dans la zone des défauts. Ces paliers sont : 80, 100, et 120 km/h dans les deux sens de roulage de la ligne d'essai. La vitesse est maintenue constante lors de la traversée de la zone où les défauts sont installés. Au cours des essais, 64 signaux de force de contact ont été enregistrés. Le tableau suivant résume le nombre de segments de force de contact obtenus pour chaque vitesse et chaque condition.

Tableau 3.4 – Résumé des signaux de force de contact obtenus par les essais dynamiques.

Type de segment	80 km/h	100 km/h	120 km/h	Total
Condition normale	16	20	20	64
Défaillance pendule	4	6	6	16
Défaillance de bras de rappel	8	12	12	32
Défaut de griffe	4	6	6	16

### 3.5.3 Prétraitement des données et extraction des descripteurs

Les descripteurs définis dans le TABLEAU 3.3 sont extraits à la fois pour la simulation et pour l'ensemble des données d'essais. Les descripteurs statistiques du domaine temporel sont calculés pour chaque segment de la force de contact. Les descripteurs extraits de la densité spectrale de puissance sont extraits dans la gamme de longueurs d'onde de 3.5 m à 11 m ce qui correspond approximativement, pour une vitesse de train de 120 km/h, à la plage [3 Hz - 9,5 Hz]. Cette plage correspond aux fréquences de passage des pendules. En effet, la distance minimale entre les pendules est de 4,5 m (2x2,25 m, voir la FIGURE 3.16) et la distance maximale est de 9 m. La plage a été étendue à [3,5 m - 11 m] afin d'éviter de couvrir les fréquences qui seraient manquantes en raison de la résolution de la PSD. Pour une fréquence centrale de l'ondelette de Morlet  $\omega_0 = 5Hz$ , les échelles correspondantes pour une gamme de fréquences de [3 Hz - 9,5 Hz] (train passant à 120 km/h) sont respectivement de 55 et 17. Après avoir calculé chaque caractéristique sur les deux ensembles de données utilisées pour cette étude, nous obtenons une matrice 24000x29 pour l'ensemble des données de signaux de simulation et une matrice 64x29 pour l'ensemble des données d'essais.

Par la suite, chaque vecteur correspondant à un descripteur, est centré et réduit en soustrayant sa valeur moyenne et en la divisant par son écart-type. Le but du centrage et de la réduction est d'obtenir les différents descripteurs dans les mêmes gammes de valeurs. La FIGURE 3.18 et la FIGURE 3.19 montrent un tracé en 3 dimensions de la dispersion des données après standardisation. Les deux figures correspondent respectivement aux données de simulations et d'essais. Le tracé est donné en fonction de trois descripteurs : le facteur de crête de la force de contact, le Kurtosis et l'hyperskewness (descripteurs 8, 10 et 11).



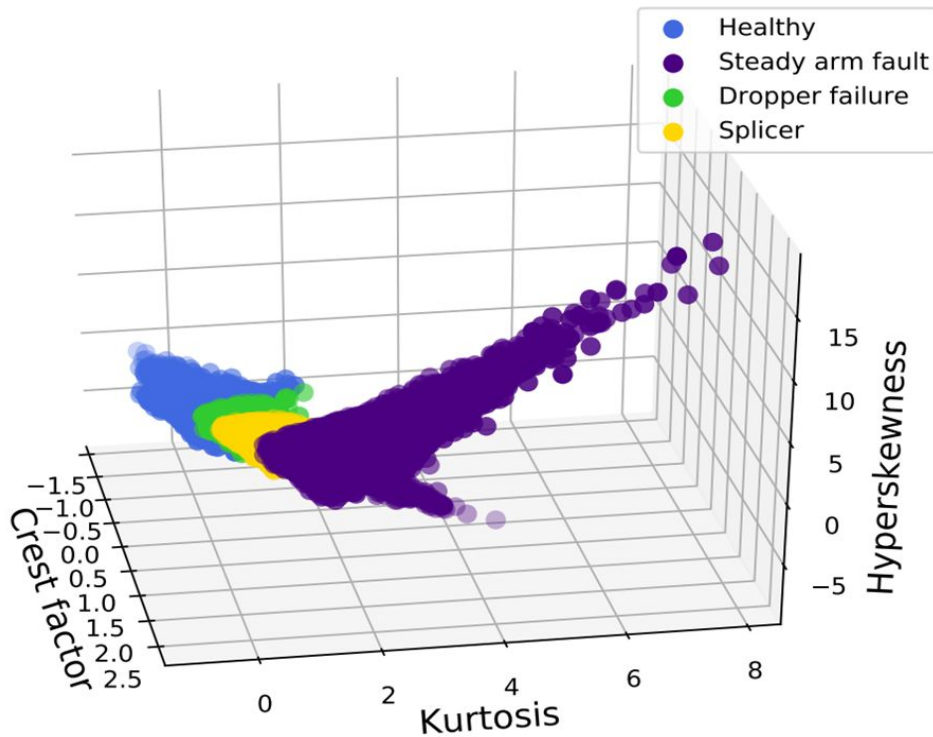


FIGURE 3.18 – Représentation 3D des différentes classes de d'état du système pour les données de simulation pour trois descripteurs : le facteur de crête, de l'aplatissement et l'hyperskewness.

### 3.5.4 Application aux données de simulation : résultats de la sélection des descripteurs et de la classification des défauts

#### 3.5.4.1 Sélection des descripteurs

La FIGURE 3.20 montre le résultat des scores de Fisher après application de la FDA pour chaque descripteur. Nous remarquons que les descripteurs ayant obtenu les scores les plus importants sont de type valeurs statistiques de la force de contact telles que : le facteur de crête, l'asymétrie et la valeur moyenne de la force de contact.

Afin de sélectionner le meilleur ensemble de descripteurs, une validation croisée avec 5 sous-ensembles est réalisée avec un modèle SVM entraîné en prenant une stratégie *One-Vs-One* pour chaque sous-ensemble de descripteurs. Le noyau choisi pour le modèle SVM est une fonction RBF. Nous prenons 5 paramètres de pénalité différents  $C = 1, 10, 100, 1000, 10000$  et la largeur du noyau  $\gamma$  est fixée à 1.

Sur la base de ces paramètres, les données de simulation sont divisées en échantillon d'apprentissage (75% des données) et en échantillon de test (25% des données). La validation croisée est réalisée sur les données d'apprentissage (75% de l'ensemble de données de simulation). Le score F-mesure moyen obtenu après les 5 validations croisées est calculé pour les différentes valeurs de  $C$  pour chaque modèle SVM entraîné sur

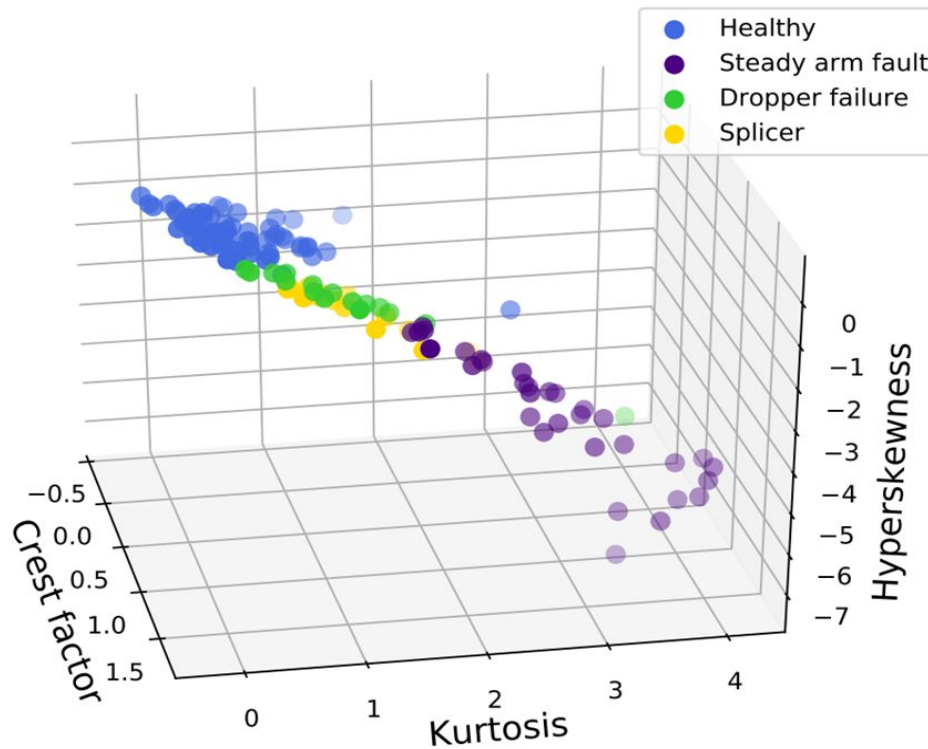


FIGURE 3.19 – Représentation 3D des différentes classes de d'état du système pour les données de d'essais pour trois descripteurs : le facteur de crête, de l'aplatissement et l'hyperskewness.

un sous-ensemble de descripteurs, les résultats obtenus pour l'ensemble des données de simulation sont montrés sur la FIGURE 3.21.

Les scores obtenus montrent qu'à partir des 7 descripteurs ayant obtenu le plus haut score de Fisher nous avons un modèle de classification qui approche un score de F-mesure de 100% en validation croisée. Nous décidons de sélectionner un sous-ensemble de 12 descripteurs ayant obtenus les meilleurs scores. En effet, à partir de 12 descripteurs les scores F1 obtenus sont les plus élevés pour les différentes valeurs de C.

### 3.5.4.2 Optimisation des paramètres du modèle et résultats de classification

Afin de sélectionner la fonction noyau, trois modèles SVM, avec trois fonctions noyau différentes sont entraînés. Les fonctions noyau sélectionnées sont : la fonction linéaire, une fonction polynomiale d'ordre 2, et la fonction RBF. L'évaluation de chaque modèle avec une validation croisée de 5 échantillons sur les données d'entraînement nous donne les valeurs du score F1 égales à 99,89%, 99,76% et 99,97% respectivement pour les fonctions de type linéaire, polynomiale et RBF. Ces résultats ne diffèrent pas énormément, néanmoins pour la suite nous choisirons la fonction RBF pour notre modèle SVM.

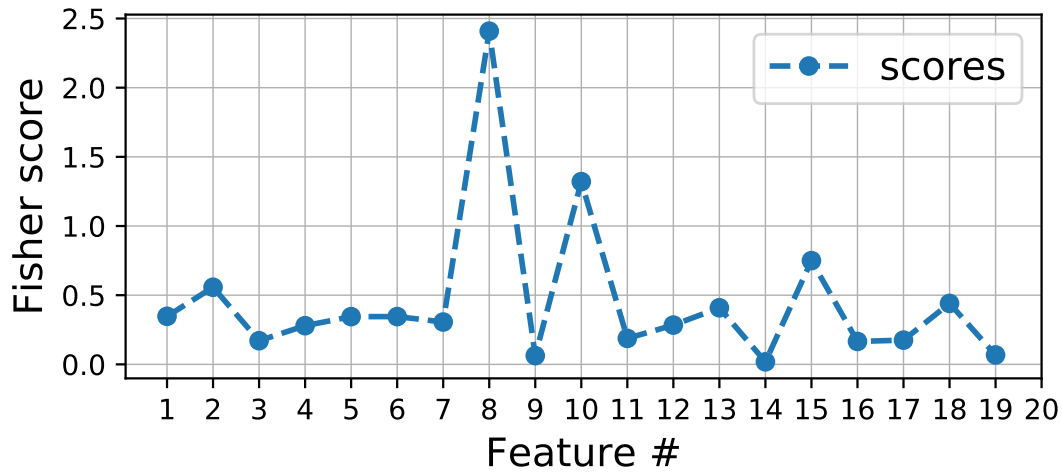


FIGURE 3.20 – Scores de Fisher obtenu pour les 19 descripteurs pour les données de simulation.

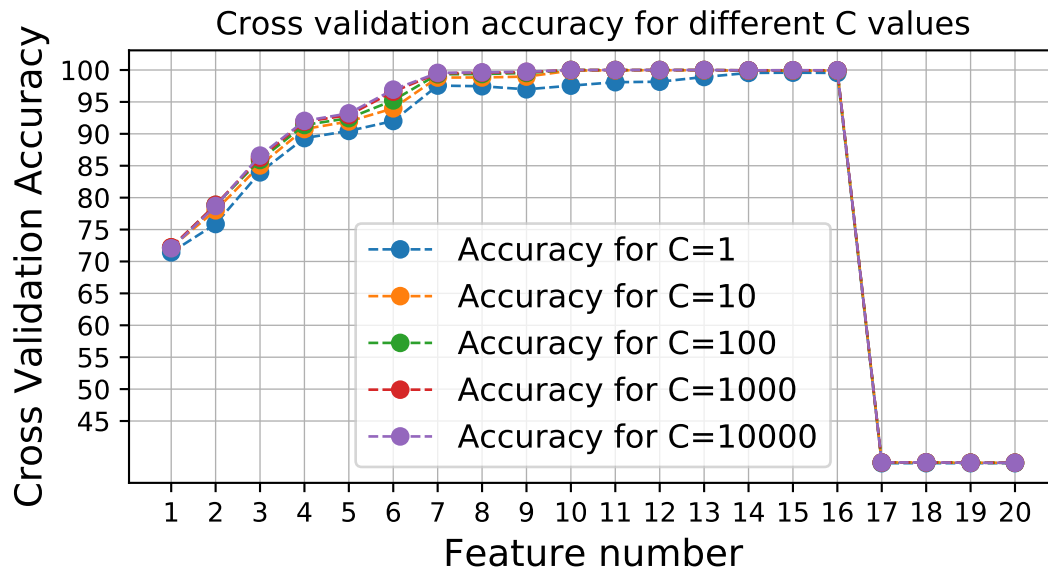


FIGURE 3.21 – Les scores F-mesure moyens obtenus pour les différents sous-ensembles de descripteurs pour les données de simulation.

Après le choix de la fonction noyau, les hyper-paramètres du modèle SVM à optimiser sont le coefficient de régulation  $C$  et le coefficient  $\gamma$  représentatif de la largeur de la fonction noyau. Pour ce faire, une approche de recherche en grille (grid search) a été adoptée. L'approche grid search est une méthode utilisée en *Machine Learning* pour

l'optimisation des hyper-paramètres qui consiste à effectuer une recherche exhaustive dans un espace prédéfini d'hyper-paramètres. Le but de la recherche étant de sélectionner les paramètres offrant le meilleur score pour une métrique définie.

Pour la mise en place de l'approche grid search, une échelle logarithmique est utilisée pour les hyper-paramètres où  $C = \{2^{-2}, 2^{-1}, \dots, 2^5\}$  et  $\gamma = \{2^{-5}, 2^{-1}, \dots, 2^5\}$ . Les calculs sont réalisés sur les données d'entraînement (75% des données de simulation). Suite à la réalisation de la grid search, nous obtenons les meilleurs scores de précision moyenne en validation croisée pour une valeur de  $C=10$  et une fonction noyau RBF avec un  $\gamma = 0,1$ .

Enfin, nous décidons de choisir les 12 descripteurs ayant obtenus le plus haut score de Fisher pour la construction du modèle, à savoir : le facteur de crête (n°8), le kurtosis (n°10), la puissance moyenne dans la gamme de fréquences des pendules (n°15), l'écart-type (n°2), le facteur de crête du SAWP (n°18), la première fréquence normalisée (n°13), la valeur moyenne de la force (n°1), la valeur RMS (n°6), la valeur minimum (n°5), l'amplitude (n°7), l'hyperflatness (n°12) ainsi que la valeur maximum de la force (n°4). Par la suite, le modèle est entraîné sur les données d'apprentissage (75% des données de simulation) avec les paramètres obtenus précédemment et une stratégie multiclass OVO. Une validation croisée avec 5 échantillons est appliquée lors de l'apprentissage du modèle, ce qui nous a permis d'obtenir une précision moyenne de 100%. Le SVM est ensuite utilisé pour évaluer les données de test (25% restant des données de simulation, environ 1500 instances). Les résultats des prédictions sont présentés dans la matrice de confusion ci-dessous (TABLEAU 3.5)

Tableau 3.5 – Matrice de confusion obtenue pour les données de simulation.

		Classe estimée			
		Etat normal	Défaut pendule	Griffe	Bras de rappel
Classe réelle	Etat normal	1500	0	0	0
	Défaut pendule	0	1500	0	0
	Griffe	0	0	1500	0
	Bras de rappel	0	0	0	1500

Pour ce jeu de données, nous avons obtenu une précision d'entraînement de 100% et une précision de classification de test de 100%. Ce score de classification est excellent, nous avons construit un modèle robuste permettant de classer chaque segment de la force de contact correspondant à une portée de la caténaire dans une catégorie précise d'un état particulier de la caténaire.

Afin d'évaluer la fiabilité de la procédure de diagnostic proposée, nous procédons à son application sur des données d'essais comme prévu dans la démarche proposée en début de ce chapitre. La prochaine section fait l'objet de cette étude.

### 3.5.5 Application aux données de simulation : résultats de la sélection des descripteurs et de la classification des défauts

#### 3.5.5.1 Sélection des descripteurs

De même que pour les données de simulation les sous-ensembles de descripteurs sont sélectionnés en fonction des scores de Fisher obtenus pour chaque sous-ensemble. La FIGURE 3.22 donne les scores de Fisher pour chaque descripteur.

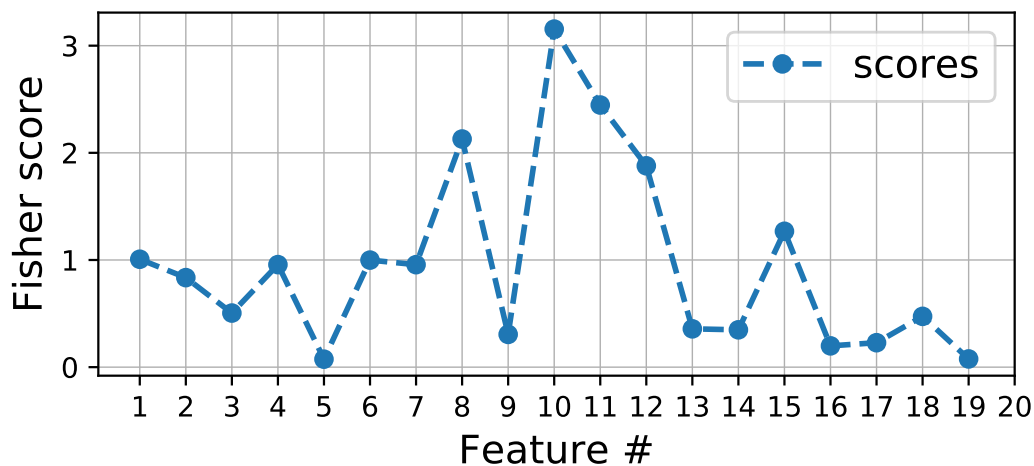


FIGURE 3.22 – Scores de Fisher obtenu pour les 19 descripteurs pour les données de simulation.

A partir de ces scores les sous-ensembles de descripteurs sont formés puis pour chacun d'eux une validation croisée avec 5 sous-ensembles est réalisée sur un modèle SVM entraîné en prenant une stratégie One-Vs-One. Le noyau choisi pour le modèle SVM est une fonction RBF. Nous prenons 5 paramètres de pénalité différents  $C = 1, 10, 100, 1000, 10000$  et la largeur du noyau  $\gamma$  est fixée à 1.

Sur la base de ces paramètres, les données de simulation sont divisées en échantillon d'apprentissage (75% des données) et en échantillon de test (25% des données). La validation croisée avec 5 sous-ensembles est réalisée sur les données d'apprentissage (75% de l'ensemble des données de simulation). Le score F-mesure moyen obtenu après les 5 validations croisées est calculé pour les différentes valeurs de  $C$  pour chaque modèle SVM entraîné sur un nombre  $N$  de descripteurs. Les résultats obtenus pour l'ensemble d'apprentissage des données d'essais sont montrés sur la FIGURE 3.23.

Nous remarquons que le F-score le plus élevé obtenu en validation croisée est d'une valeur de 94,18% pour des valeurs de  $C = 1, 10, 100$  et un sous-ensemble constitué des 12 meilleurs descripteurs. Ainsi, nous décidons de sélectionner ce sous-ensemble de descripteurs pour la construction du modèle final. La liste étant définie par : le kurtosis (n°10), l'hyper-skewness (n°11), le facteur de crête (n°8), l'hyperflatness (n°12), la puissance moyenne dans la gamme de fréquences des pendules (n°15), la moyenne (n°1), la va-

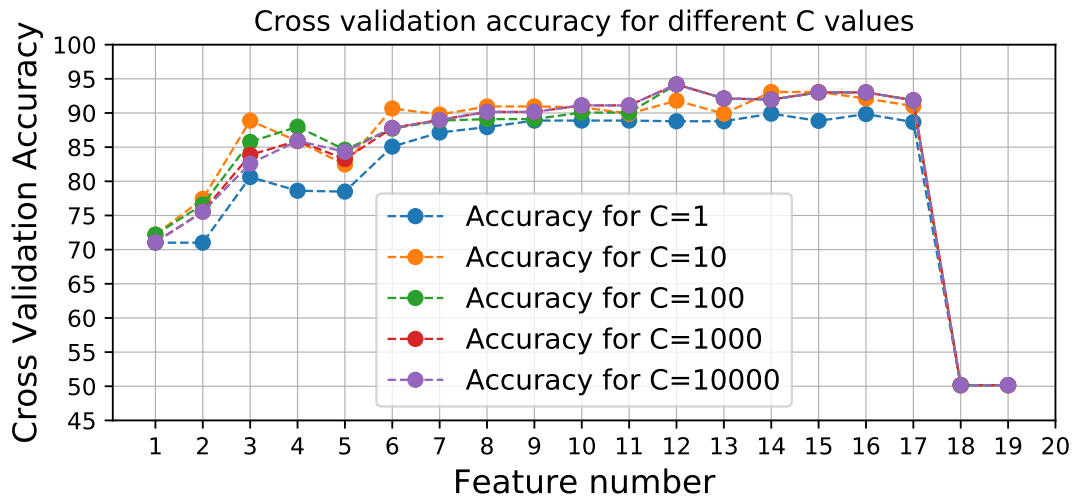


FIGURE 3.23 – Les scores F-mesure moyens obtenus pour les différents sous-ensembles de descripteurs pour les données de simulation.

leur RMS (n°6), la valeur maximale (n°4), l'amplitude (peak-to-peak) (n°7), l'écart-type (n°2), la variance (n°3) et le facteur de crête de la SAWP (n°18).

### 3.5.5.2 Optimisation des paramètres du modèle et résultats de classification

L'étape d'optimisation s'effectue dans un premier temps par la sélection de la fonction noyau. La sélection de cette fonction s'effectue comme nous l'avons décrit précédemment pour le cas des données de simulation. L'évaluation de chaque modèle avec une validation croisée de 5 échantillons sur les données d'entraînement nous donne les valeurs suivantes pour le score F1 : 91,15%, 97,01% et 96,84% respectivement pour les fonctions de type linéaire, polynomiale et RBF. Nous remarquons que pour l'utilisation de fonctions noyau de type polynomiale et RBF les résultats de la validation croisée donnent des scores supérieurs au cas d'une fonction linéaire. Ainsi, dans la suite nous choisissons une fonction de type polynôme de degré 3 pour la construction de notre modèle SVM.

La sélection des hyper-paramètres du modèle SVM, le coefficient de régulation  $C$  et le coefficient  $\gamma$  représentatif, est réalisée par une méthode grid search. Une échelle logarithmique est utilisée pour les hyper-paramètres, où  $C = \{2^{-2}, 2^{-1}, \dots, 2^5\}$  et  $\gamma = \{2^{-5}, 2^{-1}, \dots, 2^5\}$ . Les calculs sont réalisés sur les données d'entraînement (75% des données de simulation) avec une validation croisée de 5 sous-ensembles. Suite à la réalisation de la grid search, nous obtenons les meilleurs scores de précision moyenne en validation croisée pour une valeur de  $C = 10$ .

Par la suite, le modèle est construit à partir des données d'apprentissage (75% des données d'essais) avec les paramètres obtenus précédemment et une stratégie multi-classe OVO. Une validation croisée avec 5 échantillons est appliquée lors de l'apprentissage du modèle, ce qui nous a permis d'obtenir un score F1 moyen de 92,39%. Notre modèle SVM

est ensuite utilisé pour évaluer les données de test (25% restant des données d'essais, 16 instances pour l'état normal, 4 instances pour les pendules, 4 instances pour la griffe et 8 instances pour le bras de rappel), les résultats des prédictions sont présentés dans la matrice de confusion ci-dessous (TABLEAU 3.6) :

Tableau 3.6 – Matrice de confusion obtenue pour les données de simulation.

		Classe estimée			
		Etat normal	Défaut pendule	Griffe	Bras de rappel
Classe réelle	Etat normal	16	0	0	0
	Défaut pendule	0	3	1	0
	Griffe	0	0	4	0
	Bras de rappel	0	0	0	4

Nous remarquons que nous avons une très bonne classification pour les classes de bras de rappel et de l'état nominal. Ce qui offre à notre modèle une très bonne capacité de détection de défauts puisque l'état normal est toujours bien classifié. Néanmoins, nous avons un défaut de pendule qui a été mal catégorisé en tant que défaut de griffe.

En plus de ces résultats, nous avons étudié l'effet de plusieurs découpages apprentissage-test du jeu de données d'essais. Rappelons que le découpage utilisé pour l'entraînement du modèle respecte la partition 75-25%. Trois partitions apprentissage-test supplémentaires sont testées. Ces découpages sont effectués par échantillonnage stratifié selon les pourcentages suivants : 87,5-12,5%, 62,5-37,5% et 50-50%. Le nombre d'effectifs par classe pour chaque partition est donné dans le TABLEAU 3.7.

Tableau 3.7 – Les différentes partitions apprentissage-test pour les données d'essais.

Partitions des données apprentissage-test (%)	Nbre de données dans chaque partition	
	Données d'apprentissage	Données de test
50.0-50.0	32	32
62.5-37.5	40	24
75.0-25.0	50	16
87.5-12.5	56	8

Le modèle SVM est entraîné sur les données d'apprentissage en validation croisée avec 5 sous-ensembles. Le score F1 est donné pour chaque partition, puis le modèle ainsi construit est évalué sur les données tests pour calculer le score F1. Les paramètres du modèle SVM sont ceux définis auparavant avec une fonction noyau polynomiale de degré trois, un facteur  $C = 10$  et en utilisant les 12 descripteurs ayant obtenu le plus haut score de Fisher. Le F1 moyen obtenu sur les données d'apprentissage et le F1 obtenu sur les données de test pour chaque partition sont présentés dans le TABLEAU 3.8.

Tableau 3.8 – F1-score obtenus lors de l'entraînement par validation croisée et lors du test pour différentes partitions des données.

Partitions (%)	Données d'apprentissage	Données de test
	F1-score moyen (+/- écart-type)	F1-score
50.0-50.0	87.19% (+/- 0.10)	95.31%
62.5-37.5	87.69% (+/- 0.10)	97.91%
75.0-25.0	92.39% (+/- 0.12)	96.88%
87.5-12.5	93.38% (+/- 0.12)	100%

Nous constatons que la valeur du score F1 reste élevés (F1-score > 95,31%) dans tous les cas de partitionnement des données. Même avec une petite quantité de données d'entraînement (partition 50-50) le modèle reste assez fiable pour la prédiction des données test avec une score f1 de 95,31%. Les matrices de confusion pour les partitions 50-50%, 62.5-37.5% et 87.5-12.5% sont données respectivement dans les tableaux : TABLEAU 3.9, TABLEAU 3.10 et le TABLEAU 3.11.

Tableau 3.9 – Matrice de confusion obtenue pour les données d'essais pour une partition apprentissage-test de 50-50%.

		Classe estimée			
		Etat normal	Défaut pendule	Griffe	Bras de rappel
Classe réelle	Etat normal	32	0	0	0
	Défaut pendule	0	8	0	0
	Griffe	0	1	7	0
	Bras de rappel	0	0	0	16

Tableau 3.10 – Matrice de confusion obtenue pour les données d'essais pour une partition apprentissage-test de 62.5-37.5%.

		Classe estimée			
		Etat normal	Défaut pendule	Griffe	Bras de rappel
Classe réelle	Etat normal	24	0	0	0
	Défaut pendule	0	5	1	0
	Griffe	0	0	6	0
	Bras de rappel	0	0	0	12

Nous pouvons voir à partir des matrices de confusion que les classes correspondant à l'état nominal ainsi que celles correspondant au défaut de bras de rappel sont classées de manière fiable pour les différentes partitions. Néanmoins, la construction et la validation



Tableau 3.11 – Matrice de confusion obtenue pour les données d’essais pour une partition apprentissage-test de 87.5-12.5%.

		Classe estimée			
		Etat normal	Défaut pendule	Griffe	Bras de rappel
Classe réelle	Etat normal	8	0	0	0
	Défaut pendule	0	2	0	0
	Griffe	0	0	2	0
	Bras de rappel	0	0	0	4

du modèle sur différents partitionnement montre que les classes de défaut de griffe et de défaillance de pendule nécessitent une quantité plus importante de données afin d’obtenir un modèle fiable pouvant obtenir un score F1 de 100% (cas de 87,5% de données d’apprentissage et 12,5% de données de test). Ces résultats soulignent la nécessité d’avoir suffisamment de données pour un modèle de classification fiable.

## 3.6 Discussion des résultats et perspectives pour le déploiement de la procédure de diagnostic

### 3.6.1 Discussion des résultats

La procédure de diagnostic appliquée à l’ensemble des données de simulation a montré d’excellents résultats pour la classification des différents modes de défaillance considérés. De même, de bons résultats ont été obtenus pour les données issues des essais sur le terrain après optimisation des paramètres du modèle. Cette approche de diagnostic pour la caténaire est la première à proposer l’utilisation de l’apprentissage automatique appliquée aux descripteurs de la force de contact.

L’étape de sélection des descripteurs met en évidence le même jeu de descripteurs pour les deux types de données, données de simulation et données d’essais. En effet, les 10 descripteurs ayant obtenu le plus haut score de Fisher sont les mêmes pour les deux jeux de données. Toutefois, le classement des descripteurs n’est pas le même dans les deux cas. Cela peut être expliqué par le nombre de données mis en jeu dans chaque classe des jeux de données ou par la robustesse du modèle utilisé pour les simulations.

La construction du modèle à partir des données d’essais a donné des résultats satisfaisants pour la classification des différents modes de défaillances. L’étude menée sur le découpage d’apprentissage-test montre que le score F1 augmente proportionnellement avec la taille des données d’entraînement. L’obtention de mauvaises classifications pour les classes de pendule et de griffe peut être avoir comme origine le nombre de données utilisées pour l’entraînement du premier modèle SVM ou la modélisation du défauts de bras de rappel lors des essais en ligne par la mise en place de griffes de part et d’autres du bras de rappel. L’obtention de plus de données d’essais permettrait de construire un modèle de classification plus performant.

Les résultats obtenus montrent que le SVM est un algorithme efficace pour la résolution de ce problème de classification dans le cadre de cette application. Il est à noter que la méthode peut être généralisée à différents type d'algorithmes de classification. Ainsi, nous étudions dans ce qui suit d'autres alternatives afin de comparer la fiabilité du modèle SVM entraîné avec d'autres approches de classification. Nous avons vu précédemment que plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique supervisés pouvaient être appliqués à un problème de classification. Il existe de nombreuses familles d'algorithmes de classification, des plus simples, comme le K-plus proche voisin (kNN), aux algorithmes plus complexes comme les réseaux de neurones, ou encore les SVM. L'algorithme kNN, par exemple, se « contente » de mesurer la distance dans l'espace caractéristique entre un nouvel échantillon et les échantillons d'apprentissage, décidant de la classe la plus représentée parmi les K plus proches. Un réseau de neurones artificiels est constitué d'un réseau fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. La constructions des processeurs par entraînement du réseau et le nombre de ces processeurs rend le réseau de neurone complexe. Par ailleurs, certains problèmes peuvent également nécessiter l'utilisation d'approche ensembliste. L'apprentissage ensembliste consiste à combiner plusieurs « classifieurs » afin d'obtenir un meilleur modèle de classification que le classifieur de base. Ces méthodes sont efficaces quand le modèle de classification de base est un modèle de classification faible. Un classifieur faible est celui qui peut donner des résultats différents en changeant ses paramètres. Les arbres de décision sont de bons candidats pour cela (Bishop, 2006b). C'est aussi la raison pour laquelle les ensembles de SVM ou des classifieurs naïfs bayésiens, ne fonctionnent pas bien en pratique car ce sont des classifieurs stables. Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage ensemblistes qui peuvent être catégorisées en fonction de l'approche utilisée pour combiner les classifieurs de base. On peut citer les approches de Bagging (ou Bootstrap Aggregating) qui utilisent un sous-ensemble aléatoire différent de l'ensemble de données original pour chaque modèle de l'ensemble pour l'entraînement du modèle, ou les forêts décisionnelles aléatoires qui étendent cette technique en ne considérant qu'un sous-ensemble aléatoire des champs d'entrées à chaque division. Dans le cadre de cette étude, nous avons comparé plusieurs algorithmes de classification avec le modèle SVM entraîné. Les algorithmes utilisés sont les suivants : les arbres de décision (*Decision tree*), la classification naïve bayésienne (*Naive Bayes*), un algorithme kNN multi-classes avec un  $k=4$ , un réseau de neurone artificiel de type perceptron multicouche avec 4 couches cachées (*Neural Network*), un modèle discriminant quadratique linéaire (QDA), et les forêts aléatoires.

Afin de comparer la performance de ces algorithmes nous avons entraîné un modèle avec 75% des données d'essais, puis nous l'avons testé sur les 25% de données restantes. Nous avons entraîné les modèles pour plusieurs sous-ensembles de descripteurs construits à partir de leurs scores de Fisher comme montré précédemment. Le score F1 obtenu pour chaque modèle entraîné sur un sous-ensemble est donné dans la FIGURE 3.24.

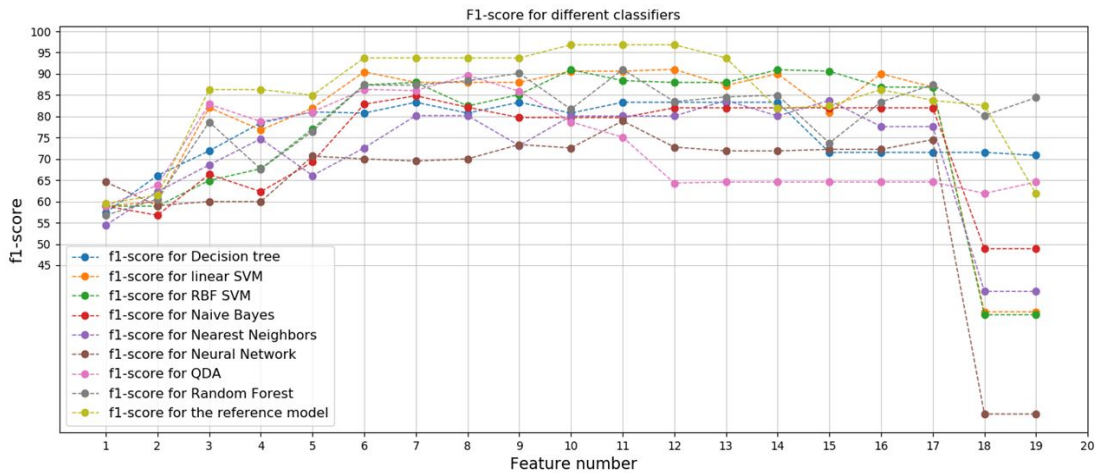


FIGURE 3.24 – Comparaison des scores F1 obtenus pour les différents modèles de classification utilisés.

Nous remarquons que les résultats obtenus sont satisfaisants pour la majorité des modèles construits à partir des algorithmes choisis. Malgré tout, le modèle SVM entraîné reste le plus satisfaisant pour la classification. De plus, la capacité de généralisation des modèles SVM permet de conforter notre choix de classifieur fait en début de ce chapitre.

Finalement, l'approche de diagnostic a pu être validée sur les deux types de données et a montré de très bons résultats de classification des différents modes. Cette étape est cruciale pour la suite de la procédure de développement du module de diagnostic pour le déploiement du PHM. Les résultats doivent être maintenant discutés afin de déterminer l'approche sélectionnée pour le déploiement du module de diagnostic.

### 3.7 Mise en œuvre industrielle : déploiement de la procédure de diagnostic

Cette section a pour but de discuter les résultats obtenus dans les étapes précédentes afin de proposer une stratégie de mise en œuvre industrielle de l'approche de diagnostic proposée. Elle constitue la dernière étape du processus défini au CHAPITRE 1 pour le développement de la solution logicielle de diagnostic, comme le décrit la FIGURE ??.

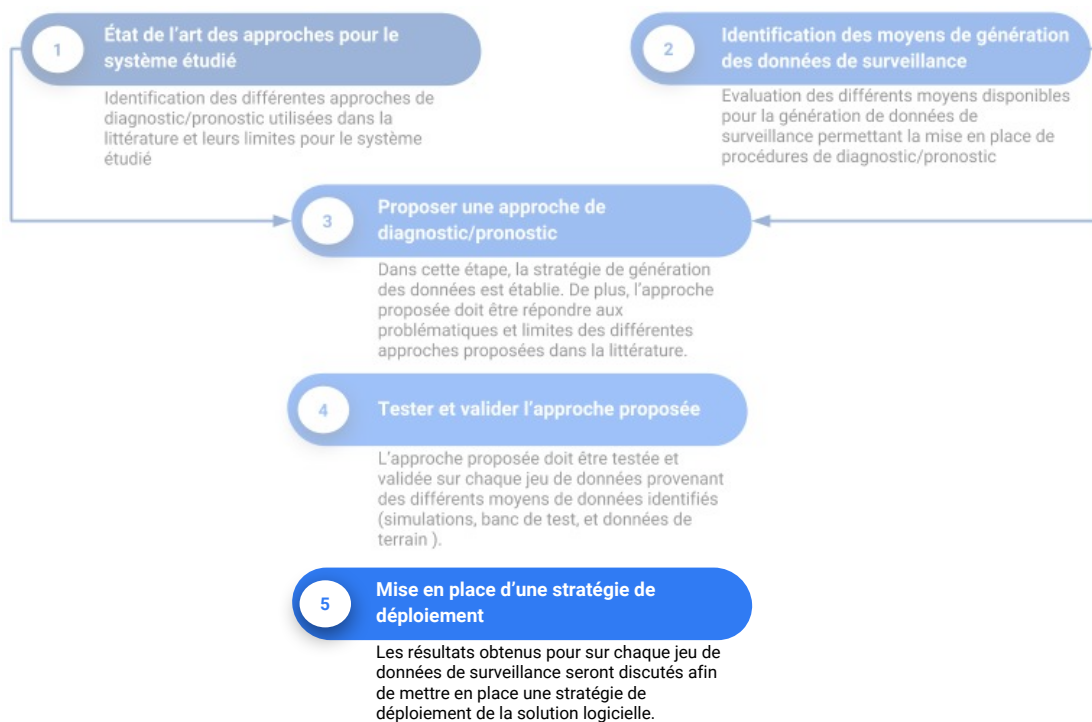


FIGURE 3.25 – Dernière étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

Quelques pistes de recherche se dessinent à la suite des précédents résultats. Les modèles SVM construits à partir de chaque jeu de données ont donné de très bons résultats sur les données de tests. Il serait intéressant de pouvoir comparer les deux modèles et les descripteurs obtenus pour chaque jeu de données (simulation *versus* essais).

Les tracés des histogrammes de chaque descripteur pour les données de simulation et les données sont données en ANNEXE C (ces tracés sont réalisés pour les signaux simulé ou enregistrés à la vitesse de 120 km/h). Nous remarquons que les descripteurs pour les simulations ne sont pas distribués de la même manière que dans le cas des mesures en ligne. Dans le cadre de notre étude, la comparaison entre les deux modèles (modèle issu des simulations *versus* modèles issu des données d'essais) n'est donc pas possible. La différence entre les données de simulation et les données d'essais peut être expliquée par l'utilisation d'un modèle masse-ressort du pantographe pour effectuer les simulations (voir Annexe II) différent du pantographe utilisé pour les essais en ligne. En effet, la force de contact générée lors de l'interaction est propre à un couple pantographe-caténaire, de plus l'estimation d'un modèle masse-ressort pour un pantographe nécessite des essais en laboratoire qui n'ont pas pu être effectués dans le cadre de cette thèse.

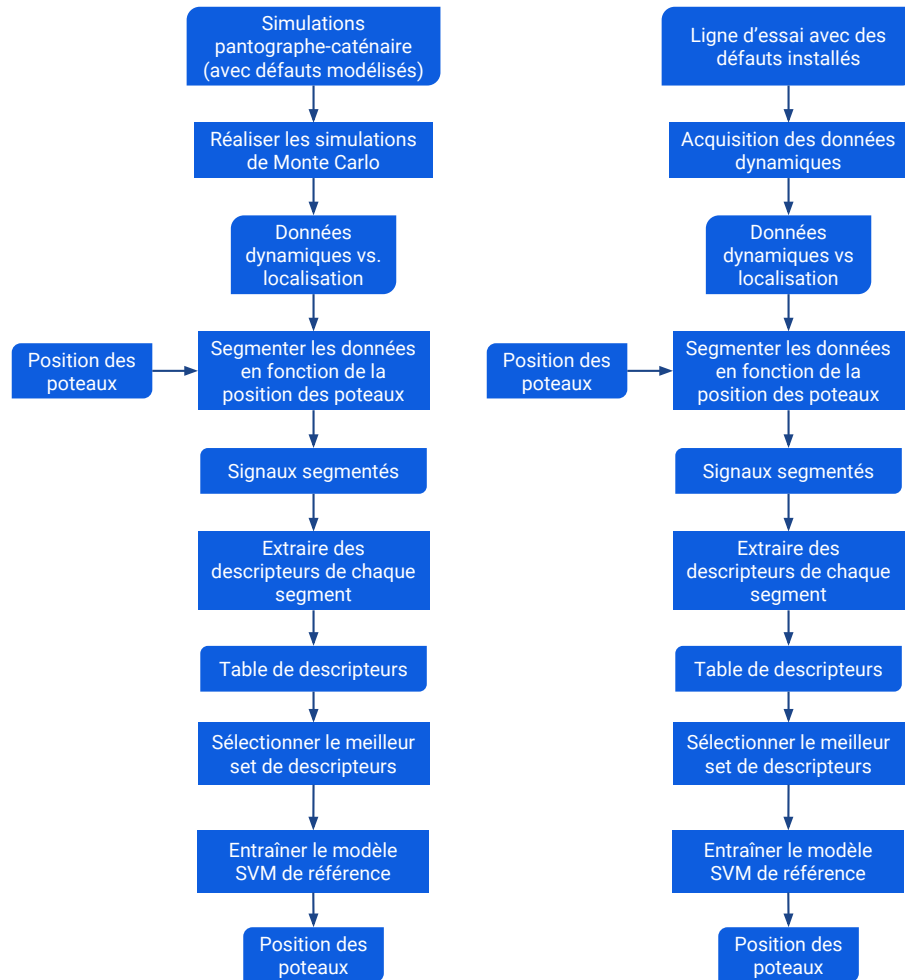
Finalement nous pouvons envisager deux approches pour la construction d'un modèle de classification de référence qui permettrait le déploiement de la solution de diagnostic. L'entraînement du modèle peut être effectué de deux manières différentes.

- La première approche consiste à utiliser les simulations d'interaction pantographe-caténaire. La mise en place de cette approche nécessite la modélisation des défauts dans le modèle caténaire pour générer des données pour les classes de défauts et l'estimation des incertitudes liées au modèle. Des simulations de Monte Carlo permettront de générer les données de force de contact nécessaires pour la construction du classifieur de référence. Enfin, le classifieur est déployé afin de pouvoir être testé. La FIGURE 3.26a donne la description complète de la procédure.
- La deuxième méthode consiste à reproduire les principaux défauts de la caténaire sur une ligne d'essai dynamique. Les données collectées durant les essais permettront d'établir le classifieur de référence à utiliser pour le diagnostic en ligne, comme le décrit la FIGURE 3.26b.

Le modèle construit en utilisant la première approche dépend fortement de la robustesse du modèle de simulation. En effet, afin d'obtenir les mêmes résultats, les descripteurs extraits des données de simulations doivent être similaires à ceux extraits des données de terrain. De plus, la modélisation des défauts doit reproduire le même comportement pour le calcul de la force de contact que pour les défauts rencontrés lors de l'interaction pantographe-caténaire, ce qui peut poser problème.

D'autre part, la seconde approche consistant à construire le modèle à partir des données d'essais nécessite la reproduction des défauts sur la ligne d'essai, ce qui peut poser problème pour certains modes de défaillances. En outre, cette approche nécessite plusieurs essais afin d'obtenir assez de données pour la construction d'un modèle de classification robuste, ce qui se révèle être une solution plus coûteuse que la première.

Les deux approches peuvent être combinées. Les données générées à partir des simulations comprennent le comportement normal et anormal du système. Ensuite, les données en ligne pour la condition normale sont utilisées pour évaluer les descripteurs générés à l'aide des simulations et pour sélectionner le meilleur ensemble de caractéristiques. Cette approche permettrait de réduire le nombre d'essais nécessaires et la reproduction des défauts sur la ligne d'essai. De plus, des données de défauts provenant de mesures en ligne permettraient d'éviter d'installer des défauts sur la ligne d'essai.



(a) Approche basée sur les simulations pour la construction du modèle de classification. (b) Approche basée sur les données d'essais pour la construction du modèle de classification.

FIGURE 3.26 – Approches pour la mise en place industrielle de l'approche.

### 3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la procédure proposée pour le diagnostic de la caténaire basée sur un algorithme d'apprentissage supervisé. Cette contribution définit un ensemble de descripteurs à extraire de la force de contact pantographe-caténaire pour le diagnostic. Ces descripteurs sont liés aux valeurs statistiques et au contenu spectral de la force de contact. Une méthodologie pour la sélection des descripteurs les plus pertinents est proposée sur la base des résultats du score de Fisher et de la F-mesure moyenne obtenu par la validation croisée du modèle SVM. La procédure a été validée

sur deux ensembles de données différents avec des scores de classification fiables dans les deux cas.

La sélection des descripteurs a montré des résultats similaires pour les deux jeux de données. Une étude de la pertinence et de la redondance des descripteurs serait un sujet de recherche supplémentaire visant à étudier et clarifier les relations de non-linéarité entre les caractéristiques.

La génération de données via des essais peut être coûteuse et les données de terrain représentatives de conditions de défaillance sont rares. Par conséquent, la construction d'un modèle de classification fiable pour les conditions de panne doit combiner des données basées sur le modèle et des données d'essais. Néanmoins, bien que la procédure proposée ait donné des résultats prometteurs pour chaque ensemble de données, il n'est pas encore possible d'utiliser des données de simulation pour construire un classifieur pouvant être utilisé sur des données de terrain.

Les approches de mise en œuvre industrielle proposées dépendent, d'une part, de la précision et de la robustesse des logiciels de simulation pantographe-caténaire qui doivent générer une force de contact assez fidèle aux mesures de terrain. D'autre part, l'obtention de plus de données de terrain (ou d'essais) peut aider à mieux estimer les variations des descripteurs et ainsi améliorer les résultats de la classification.

Enfin, dans ce chapitre nous avons utilisé, comme données de surveillance, la force de contact pantographe-caténaire. La procédure de diagnostic proposée peut être étendue à l'accélération en posant comme hypothèse que les défauts de type « point dur » (bras de rappel, griffe, etc.) auront plus d'impact sur les descripteurs statistiques extraits des accélérations de la tête de captage.

# Chapitre 4

## Pronostic du fil de contact de la caténaire

### Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>120</b>
<b>4.2</b>	<b>Pronostic de l'usure du fil de contact – état de l'art</b>	<b>120</b>
4.2.1	Approches de pronostic dans la littérature scientifique	123
4.2.2	Pronostic du fil de contact de la caténaire dans la littérature	128
4.2.3	Synthèse	135
<b>4.3</b>	<b>Identification des moyens de génération des données de surveillance pour le pronostic du fil de contact</b>	<b>136</b>
4.3.1	Les données de modèles modèle d'usure utilisant un modèle d'interaction pantographe-caténaire	137
4.3.2	Les données issues de banc d'essai d'usure pour les bandes de captage et le fil de contact	137
4.3.3	Les données de d'usure du fil de contact provenant du "terrain"	138
4.3.4	Synthèse	138
<b>4.4</b>	<b>Proposition d'une approche de pronostic du fil de contact par filtrage</b>	<b>139</b>
4.4.1	Phase hors ligne : construction du modèle de dégradation	141
4.4.2	Phase en ligne : pronostic par filtre de Kalman	142
<b>4.5</b>	<b>Application de l'approche de pronostic</b>	<b>144</b>
4.5.1	Établissement du modèle empirique de dégradation (phase hors ligne)	145
4.5.2	Paramétrage du filtre	149
4.5.3	Application : prédiction de l'usure	150
<b>4.6</b>	<b>Mise en œuvre industrielle de l'approche de pronostic</b>	<b>152</b>
<b>4.7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>154</b>

---



## 4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous proposons une procédure de pronostic pour la prédiction de l'usure du fil de contact de la caténaire. Il a été démontré dans le Chapitre 2 que le fil de contact est l'élément le plus critique de la caténaire. La défaillance de ce composant peut générer des temps d'arrêt du système très importants, ce qui réduit fortement la disponibilité et impacte les coûts de maintenance. De plus, le remplacement des fils de contact représente environ 50% des dépenses pour la maintenance de la caténaire. Pour toutes ces raisons il devient primordiale de surveiller l'évolution de l'épaisseur du fil de contact dans le temps ce qui le rend le candidat pour le pronostic.

Le développement de l'approche de pronostic s'effectuera selon le processus générique de développement de la solution logiciel du PHM décrit dans le CHAPITRE 1. La première étape consistera à étudier l'état de l'art du pronostic de défaillance dans la littérature scientifique et l'état de l'art des approches développées pour prédire l'usure du fil de contact. Par la suite, nous verrons les différentes solutions de génération de données de surveillance envisagées afin d'étudier la trajectoires de dégradation du fil de contact. Enfin, nous proposerons l'approche de pronostic du fil de contact basée sur l'utilisation de modèles d'usure et de filtres stochastiques. Puis, nous discuterons les résultats obtenus lors de l'application de l'approche pour établir une mise en œuvre industrielle de l'approche proposée.

## 4.2 Pronostic de l'usure du fil de contact – état de l'art

Cette section aborde l'étude de l'état de l'art des différentes approches de pronostic dans la littérature scientifique (étape 1 du processus, cf. FIGURE 4.1). Puis nous verrons les différentes solutions envisagée pour la prédiction de l'usure du fil de contact. Cette étape a pour but de positionner le travail de cette thèse et de nous permettre de proposer une approche de pronostic.

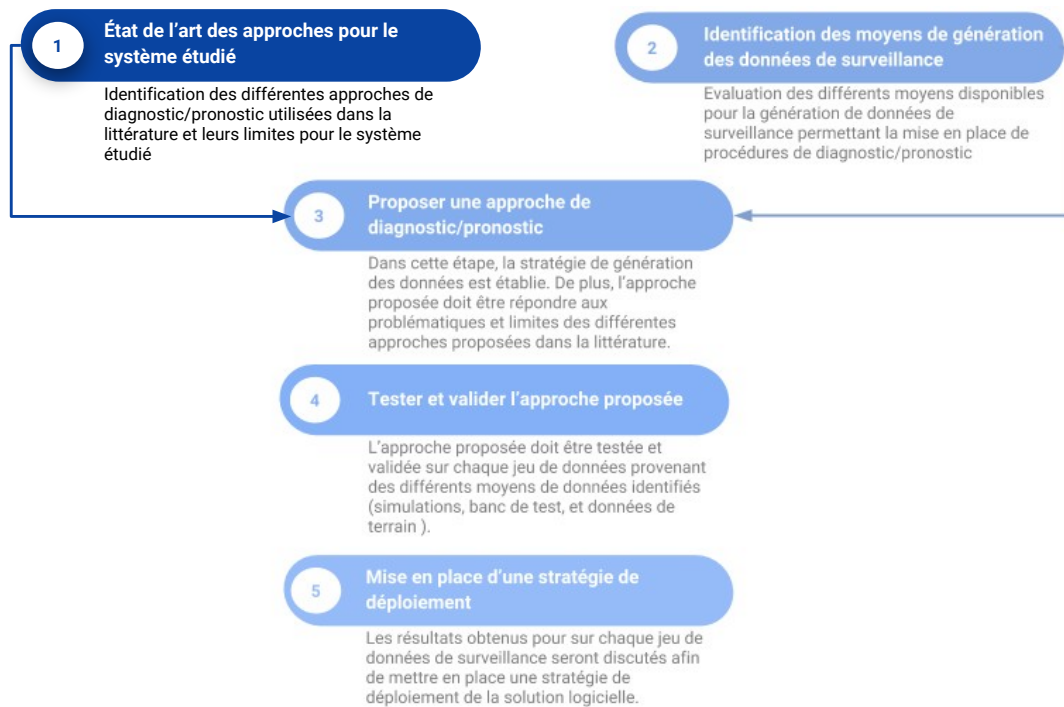


FIGURE 4.1 – Première étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

Le but du pronostic est d'estimer la durée de de fonctionnement avant atteinte du seuil de défaillance (appelée RUL : Remaining Useful Life) en connaissant l'état de santé actuel et les futures conditions d'utilisation pour aider à prendre les décisions les plus appropriées. La RUL est exprimée en considérant des unités correspondant à la mesure primaire d'utilisation pour le système global. Par exemple, dans le cas d'aéronefs commerciaux, l'unité est constituée de cycles (c'est-à-dire liés au nombre de décollages), pour les moteurs d'avion, les heures d'opération, pour les automobiles, les kilomètres (ou miles), etc. Ainsi, le pronostic peut par exemple permettre aux gestionnaires de l'équipement de modifier les conditions de fonctionnement (par exemple la charge) afin de prolonger la durée de vie de la machine. En outre, il est également avantageux pour les opérateurs de maintenance de planifier leurs tâches et de lancer un processus logistique qui permette une transition en douceur de la machine défectueuse à la machine entièrement fonctionnelle.

L'estimation de la RUL s'effectue en deux étapes, la première consiste à utiliser les informations disponibles afin d'évaluer l'état de santé du système, la deuxième étape vise à prédire les tendances de la dégradation pour estimer la RUL. Dans la FIGURE 4.2 (inspirée de (Javed, 2014)), le tracé à droite montre l'évolution dans le temps d'un indicateur de santé représentant une dégradation. L'estimation de la RUL est donnée dans le tracé à gauche pour différentes périodes (points en rouge). Après détection d'une dégradation au temps  $t_{det}$ , la procédure d'estimation de la RUL peut débuter au temps

$t_{prog}$  pour lequel le pronostic est effectué, ce qui permet de déterminer une variable aléatoire  $T$  représentant le temps pour lequel le seuil défaillance est atteint. Le seuil de défaillance ne signifie pas nécessairement une défaillance totale du système, mais un état défectueux au-delà duquel il y a perte d'une fonctionnalité définie. Ainsi la RUL peut être définie par l'équation :

$$RUL_{prog} = T - t_{prog} \quad (4.1)$$

La RUL ainsi définie, il est nécessaire de fournir un niveau de confiance à l'égard du pronostic réalisé en raison des incertitudes inhérentes aux phénomènes de détérioration, des conditions d'exploitation futures imprécises et des erreurs associées au modèle de pronostic. Ainsi à l'instant  $t_{prog}$  nous allons chercher à déterminer la loi de probabilité conditionnelle de la RUL sachant le résultat des observations menées depuis l'instant initial. Cette loi est notée  $L(T - t_{prog} | T > t_{prog}, I(t_{prog}))$ , avec  $I(t_{prog})$  représentant l'ensemble des informations collectées jusqu'à l'instant de prédiction  $t_{prog}$ .

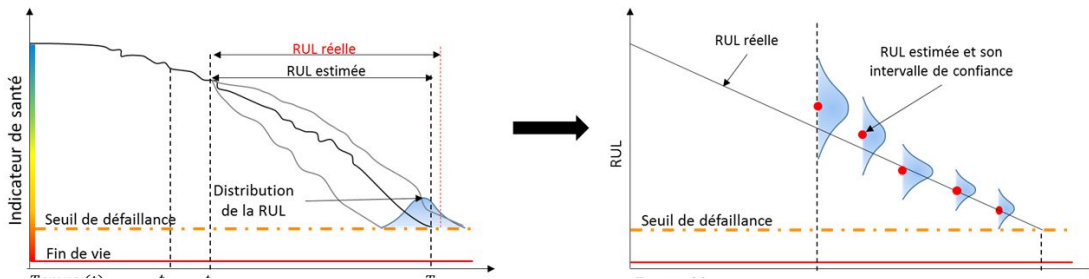


FIGURE 4.2 – Représentation du pronostic et de l'estimation de la RUL.

La prise de décision devrait être basée sur les limites de l'intervalle de confiance de la RUL plutôt que sur la valeur unique. De plus, les intervalles de confiance étroits représentent une précision élevée et sont préférés aux larges intervalles de confiance qui indiquent une grande incertitude, de sorte que les décisions risquées doivent être évitées.

L'estimation de l'intervalle de confiance de la RUL est liée à différentes incertitudes pouvant affecter le pronostic. Les différentes sources d'incertitudes pour l'estimation de la RUL sont décrites dans (Celaya et al., 2012), et peuvent être résumées comme suit :

- les incertitudes aléatoires ou statistiques (propriétés des matériaux, la variabilité de fabrication, etc.) ;
- les incertitudes systématiques (les erreurs de modélisation) ;
- les incertitudes de mesures (perte d'information dûe au traitement des données, capteurs affectés par du bruit, etc.) ;
- les futures conditions de fonctionnement imprécises.

Ces incertitudes définissent l'intervalle de confiance pour les prédictions. Ainsi, la prise de décision doit être basée sur la distribution de la RUL.

Étant donné que le pronostic est, par essence, un processus incertain, il est nécessaire de pouvoir évaluer sa qualité afin de prendre des décisions adéquates. Saxena et al.

(2008) proposent une classification des mesures de performances du pronostic en quatre catégories représentant des métriques relatives à l'aspect algorithmique et à la mise en œuvre numérique de ce dernier. Les performances liées à la procédure d'estimation de la RUL (l'exactitude, la robustesse, la précision, la convergence), les performances du point de vue de la complexité algorithmique et de l'efficacité calculatoire, les performances liées à la balance bénéfice-risque et les performances liées à la facilité de certification de l'algorithme.

### 4.2.1 Approches de pronostic dans la littérature scientifique

Le pronostic de défaillances peut être réalisé selon différentes méthodes utilisant différents outils de traitement, de modélisation et d'analyse. Par conséquent, la classification des différentes méthodes de pronostic est dictée principalement par le type de données, le type de connaissance disponibles et les outils de formalisation utilisés. Plusieurs tentatives de classification des approches de pronostic ont été proposées dans la littérature scientifiques (Lebold et al., 2002; Jardine et al., 2006; Heng et al., 2009a; Peng et al., 2010; Zio and Di Maio, 2010a; Sikorska et al., 2011; Tobon-Mejia et al., 2012b; Lee et al., 2014). De l'analyse de ces propositions nous relevons que l'approche basée sur un modèle revient souvent et que les autres approches présentent des similitudes entre elles par les outils qu'elles utilisent.

Dans ce mémoire nous avons choisi de suivre la classification unifiée et consensuelle proposée par la communauté PHM. Elle propose trois approches : le pronostic guidé par les données, le pronostic basé sur un modèle physique et le pronostic hybride.

#### 4.2.1.1 Pronostic basé sur un modèle physique (en anglais *Physics-based prognostics*)

Les approches proposées pour ce type de pronostic reposent sur l'utilisation de modèles analytiques 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.) (Pecht and Gu, 2009). 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 (Uckun et al., 2008a; Pecht and Gu, 2009; Heng et al., 2009b; Sikorska et al., 2011). Afin d'identifier le mécanisme potentiel de défaillance, ces modèles utilisent des données d'entrée telles que les conditions de chargement, la construction ou les propriétés des matériaux. En d'autres termes, des critères de défaillance sont mis en place en utilisant l'étude des défaillances ou des modèles de "Physics of Failure" (PoF).

La mise en place de ce type d'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.

Le pronostic à base de modèle de 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 prenant en compte tous les paramètres influant sur ce comportement (Aizpurua and Catterson, 2016).

#### 4.2.1.2 Pronostic guidé par les données

Le pronostic basé sur les données peut être perçu comme une approche utilisant des données d'exploitation, ses données de surveillance (vibration, signal acoustique, force, 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 la dégradation de ce dernier. Dans la littérature, il existe plusieurs propositions de classification des méthodes de pronostic basé sur les données (Schwabacher and Goebel, 2007; Dragomir et al., 2009; Peng et al., 2010; Brahimy et al., 2017). Dans ce mémoire la classification proposée est la suivante : 1) les approches basées sur l'apprentissage automatique (*Machine Learning*) et 2) les approches statistiques.

L'apprentissage automatique (*Machine Learning* (ML) en anglais) est un des champs d'étude de l'intelligence artificielle dérivé des études de reconnaissance de formes (*Pattern recognition* en anglais) et de l'intelligence computationnelle (*computational learning theory* en anglais). 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. Les approches de ML peuvent être supervisées, non supervisées, semi-supervisées ou partiellement supervisées en fonction du nombre de données disponibles. L'apprentissage supervisé s'applique dans le cas où les différentes classes des données sont connues, autrement dit, les données sont composées des entrées et des sorties désirées du modèles. Ainsi, le modèle développé apprend à classer les données. Dans le cas de l'apprentissage non-supervisé, l'apprentissage consiste à générer des classes (*clusters* en anglais) par lui-même. Dans ce cas, nous disposons des données d'entrée, mais les sorties sont inconnues. L'apprentissage partiellement supervisé est utilisé quand l'étiquetage des données est partiel.

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 le ML, ce type d'approche nécessite une quantité importante de données de surveillance pour la réalisation du pronostic de la dégradation du composant ou de sous-système surveillé. Néanmoins, les approches statistiques peuvent comporter des erreurs importantes dans le cas de données incomplètes. La nature des données a donc son importance dans cette catégorie. En outre, les hypothèses statistiques sur les données doivent être vérifiées. Dans Si et al. (2011) 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'indicateur de santé utilisé pour le 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 basée sur les données. Les méthodologies les plus répandues sont les réseaux de neurone et leurs variantes (El Koujok, 2010; Javed et al., 2014), les méthodes statistiques, probabilistes et l'analyse de tendance et les régressions (Niu and Yang, 2009). D'une manière plus générale les méthodes répondant à des problèmes d'estimation récursive bayésienne la modélisation, tels que les modèles de Markov cachés (Camci and Chinnam, 2010; Tobon-Mejia et al., 2010, 2012b), les réseaux Bayésiens dynamiques (Tobon-Mejia et al., 2012a; Medjaher et al., 2012), les processus stochastiques (Grall et al., 2006; Letot et al., 2016), les filtres de Kalman (Swanson et al., 2000; Reuben and Mba, 2014), les filtres particuliers (Orchard et al., 2005; Daigle and Goebel, 2009), et l'analyse de similarités (Zio and Di Maio, 2010b; Khelif et al., 2014).

#### 4.2.1.3 Approches hybrides

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 (Medjaher and Zerhouni, 2013). Cela est dû principalement à la spécialisation des chercheurs qui ont tendance à orienter leurs travaux exclusivement vers une seule approche, basée sur un modèle ou guidée par les données.

Dans la littérature scientifique, (Liao and Kottig, 2014) proposent une classification des différentes approches hybrides en fonction de la combinaison des modèles basés sur l'expérience, des modèles physiques et des modèles basé 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 groupes définis par (Penha and Upadhyaya, 2002).

- les approches de pronostic hybride en série (Figure adaptée de (Mangili, 2013)) : dans cette approche, on utilise une 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 pronostic de la RUL des piles à combustibles (Jouin et al., 2014b) ou du pronostic de propagation de fissures (Orchard et al., 2005) ;
- les approches de pronostic hybrides en parallèle ou fusion (FIGURE ??) : cette approche consiste à combiner la sortie du modèle physique avec celle d'un outil

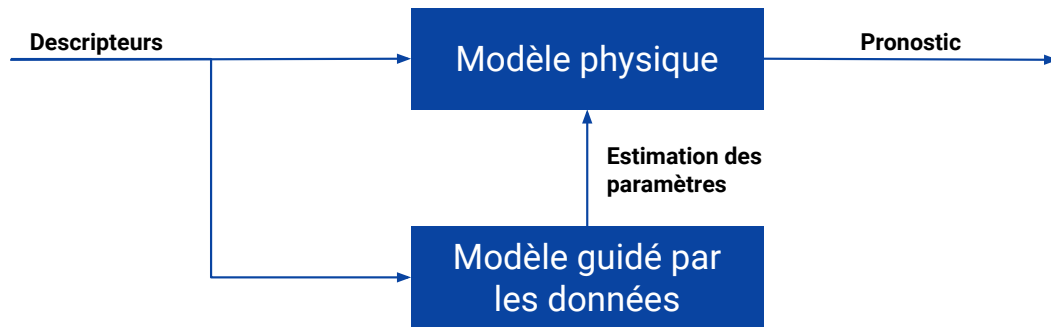


FIGURE 4.3 – Approche de pronostic hybride en série.

orienté données pour prédire les phénomènes non expliqués par le modèle. À titre d'exemple, nous pouvons citer les travaux menés par (Cheng and Pecht, 2009) et par (Kumar et al., 2008).

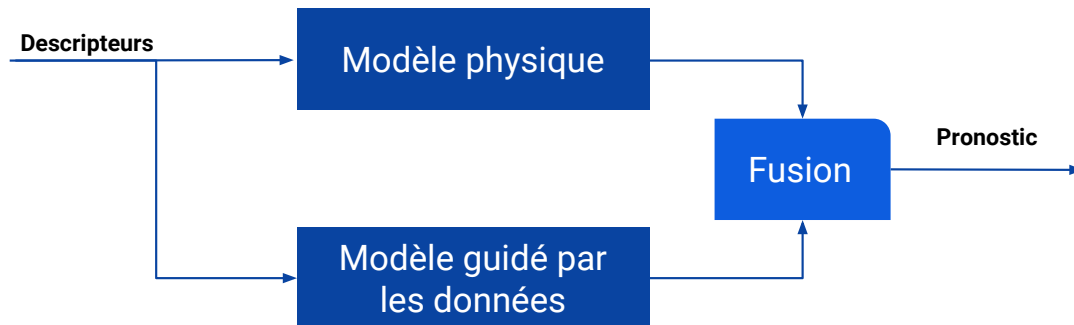


FIGURE 4.4 – Approche de pronostic hybride en parallèle.

#### 4.2.1.4 Synthèse sur les différentes approches

D'après les précédentes discussions nous pouvons classer les méthodes de pronostic dans les trois catégories définies précédemment : les approches basées sur un modèle physiques, les approches basées sur les données ainsi que les approches hybrides. La FIGURE ?? résume cette classification.

Parmi ces catégories, les approches basées sur un modèle physique exigent la modélisation de la progression de la défaillance (PoF) et peut engendrer des résultats précis. En comparaison aux méthodes basées sur les données, ces méthodes requièrent moins de données. En revanche, elles sont applicables à un niveau composant ou à un défaut spécifique (Aizpurua and Catterson, 2016). En effet, construire un modèle analytique pour le système global peut être très difficile.

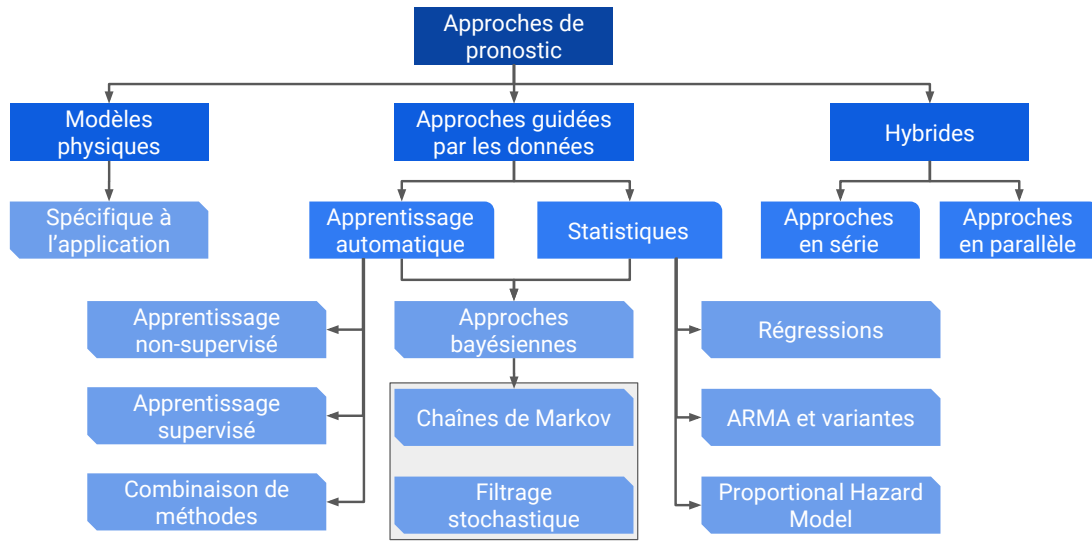


FIGURE 4.5 – Classification des approches de pronostic.

D'autre part, les approches basées sur les données ne nécessitent pas de formulation mathématique du fonctionnement du système ou du processus de dégradation. Elles dépendent uniquement de la disponibilité des données de surveillance jusqu'à la défaillance (*run-to-failure* data en anglais). La principale force des approches basées sur les données est leur capacité à transformer des données brutes de grande dimension en informations pertinentes pour le diagnostic et le pronostic (Dragomir et al., 2009). Elles peuvent être un bon choix quand il est difficile de construire un modèle physique de dégradation dans le cas des systèmes complexes non-linéaires.

Finalement, les approches hybrides apparaissent comme une solution convenable pouvant tirer parti des avantages de chacune des approches, basées sur les données et basées sur des modèles physiques. De plus, les approches hybrides peuvent augmenter la précision et fiabilité du modèle de pronostic (Zio, 2012). En revanche, dans de tels procédés parallèles, combiner plusieurs approches peut devenir très coûteux en terme de calcul et difficile à implémenter pour certaines applications.

En dépit des efforts de la communauté scientifique et des différents industriels œuvrant pour l'essor du pronostic, les systèmes réels de pronostic sont encore rares, car souvent les modèles développés, qu'ils soient basés sur des données, sur un modèle physique ou une approche hybride, sont soumis à des hypothèses particulières (Sikorska et al., 2011). Par ailleurs, chaque approche a ses avantages et ses inconvénients, ce qui limite leur applicabilité. Ainsi, pour une application particulière (au niveau système tout comme au niveau composant) une approche de pronostic doit être choisie en tenant compte de deux facteurs importants : 1) la performance et 2) l'applicabilité du pronostic.



## 4.2.2 Pronostic du fil de contact de la caténaire dans la littérature

L'usure du fil de contact et des bandes de captage est l'un des sujets de recherche scientifique les plus importants dans le domaine de l'étude du système de captage. Le but de ces recherches étant d'optimiser la conception des systèmes de captage de courant et d'améliorer les méthodes de maintenance. En effet, les caractéristiques d'usure des matériaux de contact ne sont pas facilement modélisables, en raison des différents types de matériaux utilisés, des conditions environnementales, du comportement mécanique lors de l'interaction pantographe-caténaire et des variations de courant qui traversent le fil de contact et les bandes de captage. L'étude du phénomène d'usure permet de sélectionner les matériaux les plus adaptés aux conditions d'exploitation du train, à la transmission de courant ainsi que de donner des indications de maintenance quant au remplacement des bandes de captage. Ainsi, les principales contributions dans la littérature étudient deux aspects : 1) l'étude de différents matériaux et 2) le développement de modèles de prédiction de l'usure du fil de contact et des bandes de captage.

### 4.2.2.1 Usure du fil de contact

Le rôle principal du fil de contact est d'assurer un contact glissant permanent avec les bandes de captage afin de transmettre l'énergie électrique nécessaire au véhicule de traction. Afin d'obtenir une usure plus uniforme des bandes de captage, le fil de contact est aligné selon des axes alternés sur l'axe de la voie dans un agencement en zigzag. Il existe différents types de fils de contact selon le domaine d'application. La norme [CENELEC \(2013a\)](#) spécifie les exigences et caractéristiques de conception du fil de contact. Ce dernier est généralement doté de rainures sur les deux côtés de la section supérieure permettant son maintien aux pendules et bras de rappel au moyen de griffes. Les fils de contact sont généralement composés de cuivre avec des additifs d'alliage tel que l'argent ou le magnésium afin d'améliorer les propriétés mécaniques ou thermiques des fils de cuivre.

Durant son cycle de vie, le fil de contact est sujet à de l'usure et au vieillissement dus aux paramètres environnementaux et aux contraintes opérationnelles telle que la surchauffe, les arcs, la force de contact générée par le passage du pantographe, et plus généralement l'interaction mécanique entre la caténaire et le pantographe. L'usure locale du fil de contact revêt une importance particulière. En effet, les endroits contenant des attaches, ou « les points durs » de la caténaire, sont souvent soumis à des contraintes locales accrues, ce qui entraîne une usure plus importante due aux forces de contact plus importantes et aux phénomènes d'arc électrique pouvant se produire en raison d'une pression de contact insuffisante ou inexistante entre les bandes de captage et le fil de contact. Des phénomènes similaires peuvent se produire à la suite d'ondes de vibrations superposées du fil de contact. La [FIGURE 4.6](#) montre un fil de contact usé.

Une méthodologie de suivi de l'usure du fil consiste à mesurer le taux d'usure en calculant le rapport entre la section d'origine du fil de contact et la zone usée. Dans le cadre de notre travail, le taux d'usure sera utilisé comme l'indicateur de santé du fil de contact pour lequel la RUL sera calculée. La [FIGURE 4.7](#) illustre une section en



FIGURE 4.6 – Classification des approches de pronostic.

coupe d'un fil de contact avec les paramètres à prendre en compte pour le calcul du taux d'usure.

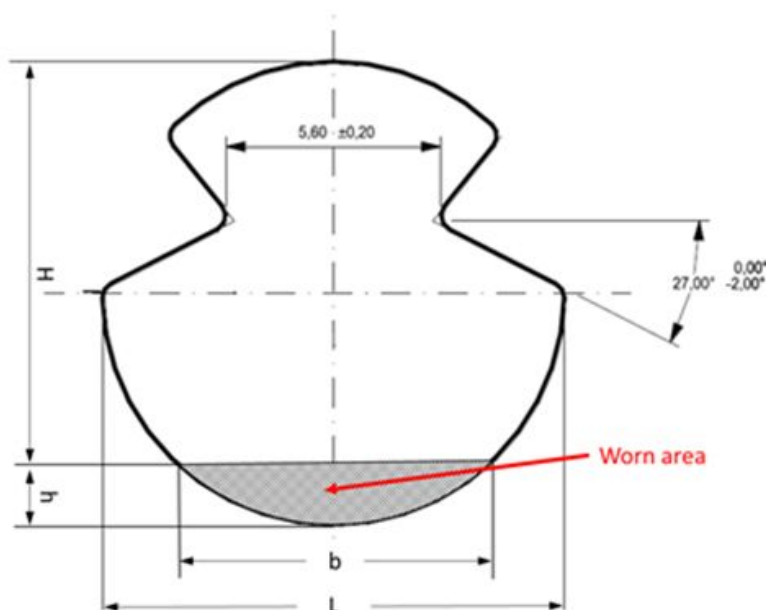


FIGURE 4.7 – Classification des approches de pronostic.

Le rapport entre la section d'origine du fil de contact et la zone usée est défini par :

$$WR = \frac{A_{use}}{A_{initial}} \quad (4.2)$$

avec  $WR$  le taux d'usure,  $A_{initial}$  la section initiale du fil de contact et  $A_{use}$  la section usée (section actuelle du fil mesurée). En fonction des paramètres définis sur la FIGURE 4.7, la section usée s'écrit :

$$A_{use} = \frac{h}{6b}(3h^2 + 4b^2) \quad (4.3)$$

Selon le pays ou le gestionnaire de l'infrastructure ferroviaire, le taux d'usure du fil de contact est mesuré chaque année ou tous les 6 mois. Les systèmes de mesure utilisés sont basés sur le traitement d'images ou la stéréoscopie par faisceaux laser, les technologies disponibles sont décrites dans le CHAPITRE 2. Il est important de définir le taux d'usure et le calcul de la surface usée en fonction des paramètres  $b$  et  $h$  du fil (ÉQUATION (4.3)), car ce sont souvent ces paramètres qui sont mesurés lors de l'inspection du fil de contact manuellement ou à l'aide de systèmes de mesure optique (CHAPITRE 2).

Le bon fonctionnement du système caténaire dépend principalement de l'épaisseur du fil de contact. En effet, celle-ci doit être suffisante afin de transmettre l'énergie nécessaire et de supporter les contraintes mécaniques mises en jeu. Ainsi, nous distinguons deux limites d'épaisseur du fil de contact à partir desquelles le système perd sa fonction principale.

**Limite mécanique (usure maximale de 33%) :** La section transversale minimale en tout point du fil de contact doit survivre à sa charge de travail nominale avec le facteur de sécurité spécifié. Donc, sa section transversale à n'importe quel endroit doit être d'au moins 67% de sa taille d'origine.

**Limite électrique (usure moyenne de 20%) :** La moyenne de la section transversale minimale sur une longueur quelconque doit atteindre une faible résistance, de sorte que le pantographe puisse accumuler du courant au-dessus de la tension minimale. Donc, sa section moyenne sur la section doit être d'au moins 80% de sa taille d'origine ( $120 \text{ mm}^2$ ).

Ainsi, les données de taux d'usure permettent de localiser la plus grande usure locale qui définit la durée de vie du fil de contact. Ceci nous permet de définir notre seuil de défaillance pour le calcul de la RUL du fil de contact qui est définie à un  $WR$  de 20%.

#### 4.2.2.2 Étude de l'usure du fil de contact dans la littérature scientifique

Plusieurs contributions scientifiques ont étudié le phénomène d'usure généré par l'interaction du fil de contact et des bandes de contact. Les premières recherches ont été consacrées à l'étude de différents couples de matériaux afin de réduire l'usure, et par conséquent le coût de cycle de vie. La plupart des études sont effectuées expérimentalement, principalement avec des tests en laboratoire sur des échantillons de bandes de captage et de fils de contact. Par contre, les essais directs sur le terrain sont moins fréquents car ils présentent plusieurs inconvénients liés à leurs coûts et à la durée des essais (Klapas et al., 1988).

Les premières contributions scientifiques sur le sujet ont été consacrées à l'étude des bandes de captage traditionnelle en alliage métallique fritté. Le but de ces recherches est d'étudier l'impact de la vitesse et de la force sur l'usure des bandes et du fil de

contact pour l'optimisation de la conception des caténaires et du choix des bandes de captage de pantographe. Nous retrouvons plusieurs contributions dans la littérature. Dans [Kohno et al. \(1982\)](#) les auteurs ont constaté que l'usure de la bande de captage est principalement régie par une élévation de température sur la surface de glissement lors d'apparition de phénomènes d'arc. Ces résultats ont été émis sur la base d'expériences effectuées à l'aide d'un banc de test constitué d'un doigt et d'un disque en contact (le doigt est constitué d'un alliage fritté à base de cuivre et le disque est fait de cuivre). Plus tard, dans ([Oda and Fujii, 1984](#)) les auteurs ont constaté que l'usure de la bande de contact est étroitement liée à la quantité de décharge d'arc à la rupture du contact glissant, les résultats ont été obtenus en se basant sur des essais en laboratoire. L'étude a été menée en utilisant un banc d'essai pouvant accueillir une bande de captage en contact avec un fil de contact et pouvant se translater. La bande de captage utilisée est en alliage fritté carbone plein et le fil de contact en cuivre.

Plus tard, l'utilisation des bandes en graphite imprégné de cuivre s'est répandue, notamment pour les applications de grande vitesse. Dans ([Klapas et al., 1988](#)) une étude des bandes en graphite imprégné de cuivre-plomb a été réalisée. Les résultats obtenus étaient similaires à ceux pour les bandes de captage traditionnelles (pur cuivre), à savoir la quantité de décharge d'arc à la rupture du contact glissant est l'un des principaux effets affectant l'usure. De plus, les auteurs ont constaté que les résultats obtenus étaient cohérent avec ce qui est constaté sur l'exploitation des lignes. Dans ([Kubo and Kato, 1998](#)), les effets de la décharge d'arc sur l'usure des bandes et du fil de contact ont été étudiés. L'usure des bandes de graphite imprégné de cuivre est principalement causée par la montée en température générée lors de la décharge d'arcs électriques sur la surface de la bande de contact. Cette usure est issue de la combinaison de plusieurs effets : la fusion, l'évaporation et l'oxydation de particules du matériau et l'oxydation du carbone. Il a également été démontré que l'usure dépend à la fois de l'intensité et de la durée des arcs électriques. De la même manière, les auteurs dans ([Hai He et al., 1998](#); [Manory et al., 2000](#); [Manory, 2001](#)) ont étudié l'effet de "lubrification" des bandes de graphite alliées cuivre provoqué sous certaines conditions. Il a été démontré que l'apparition de ce phénomène, provoqué par la fusion du graphite, permet de réduire l'usure des bandes de captage ainsi que du fil de contact. Dans des publications plus récentes, un banc d'essai permettant de reproduire l'interaction d'une manière plus fidèle a été conçu par le département de mécanique de Politecnico di Milano ([Bocciolone et al., 2004](#)). Ce banc permet de reproduire l'interaction à une échelle équivalente au système pantographe caténaire avec des vitesses allant jusqu'à 200 km/h. Une intensité de courant électrique allant jusqu'à 1200 A en courant continu, 500 A en courant alternatif 16 2/3 Hz et 350 A en courant alternatif de 50 Hz peut être reproduite. Ces sont les courants électriques typique des systèmes d'alimentation électriques ferroviaire européens. Dans ([Pizzigoni et al., 2007](#)), il a été démontré que la combinaison de différents teneurs en cuivre et en graphite métallisé dans les bandes de captage influence le taux d'usure de la bande et du fil de contact. Les résultats montrent que les bandes de captage à base de cuivre sont celles qui impactent le plus l'usure du fil de contact et des bandes. Ainsi les bandes constituées de matériaux en graphite (plus de 90% de Carbone) provoquent cinq à six fois moins d'usure du fil de contact que celles à base de cuivre.

Enfin, les différentes études de tribologie citées précédemment ont mené à la mise en place de modèles pour la prédiction de l'usure du fil de contact basés sur des modèles d'usure de la littérature tels que le modèle d'Ashby et l'équation d'Archard (Collina et al., 2002). Les modèles de prévision d'usure constituent un nouveau sujet de recherche abordé dans le paragraphe suivant.

#### 4.2.2.3 Approches pour le pronostic de l'usure du fil de contact dans la littérature scientifique

Il y a peu de contributions dans la littérature scientifique qui traitent du sujet du pronostic du fil de contact. Néanmoins, nous retrouvons différentes approches basées sur les données ou sur un modèle physique.

Dans le travail de thèse de (Shing, 2011) un modèle de pronostic de l'usure du fil basé sur une approche guidée par les données est proposé. Ce travail de thèse a consisté à collecter des données pendant deux années sur une ligne de métro équipée d'une caténaire 25 kV en courant alternatif. Les données collectées comprennent les paramètres géométriques de la caténaire (hauteur, désaxement et flèche), la force de contact et les accélérations de la tête de captage ainsi que les courants de traction. La moyenne et la variance de chaque paramètre sont calculées sur la longueur d'une portée. Cela présente plusieurs avantages, d'une part cela permet de réduire les erreurs et le bruit lié à l'incertitude de mesure et la localisation des données dans l'espace. D'autre part, les valeurs statistiques permettent une meilleure représentation des données brutes et leur utilisation pour alimenter le réseau de neurones à propagation avant (Feedforward neural network en anglais), utilisé pour le pronostic du fil de contact. Enfin, ces valeurs statistiques permettent de prendre en compte les éventuelles intervention de maintenance. Ainsi, la valeur moyenne et la variance calculées sur chaque paramètre mesuré permettent d'entraîner un modèle de réseau de neurones artificiels pour le pronostic de l'usure du fil de contact. Le modèle de réseau de Neurones utilisé est entraîné sur 70% des données, les 30% restants pour la validation et le test. Les prédictions obtenues sont évalués avec un coefficient de détermination  $R^2$ . Ainsi les résultats obtenus sont respectivement de 92,22%, 80,98% et 71,06% pour les données d'entraînement, de validation et de test. Par la suite, le modèle entraîné a été utilisé pour étudier l'influence des différents paramètres sur l'usure du fil de contact. Finalement, le modèle construit permet de prédire l'usure du fil de contact sur 6 mois, ce qui permet l'anticipation des actions de maintenance. Néanmoins le modèle obtenu a donné un score de 71% et ne permet pas d'établir un intervalle d'incertitude de la prédiction.

Dans (Bucca and Collina, 2009) une procédure pour la prédiction de l'usure des bandes de pantographe et du fil de contact est proposée. Cette procédure combine un modèle d'usure, permettant de calculer les usures mécaniques et électriques provoquées lors de l'interaction pantographe-caténaire, ainsi qu'un modèle d'interaction pantographe-caténaire permettant de calculer la force de contact. La procédure est réalisée selon quatre étapes. La première étape consiste à effectuer des simulations d'interaction pantographe-caténaire afin de calculer la force de contact le long du fil de contact. La deuxième étape permet d'estimer force de contact équivalente en utilisant le modèle de contact de Green-

wood and Willimamson ([Greenwood and Williamson, 1966](#)). Dans la troisième étape la force équivalente calculée est utilisée pour l'estimation de l'usure du fil de contact et des bandes de captage à l'aide d'un modèle d'usure de Lim et Ashby ([Lim and Ashby, 1987](#)). Enfin, la quatrième étape, après estimation de l'irrégularité du fil de contact générée par l'usure, cette irrégularité est introduite dans le modèle de contact afin de reproduire les étapes 1, 2 et 3 et d'estimer l'usure après un nouveau passage de pantographe.

Cette étude a permis une analyse comparative de la performance à l'usure des bandes en cuivre et en graphite. Il a été démontré que l'usure du fil est plus impactée dans le cas de l'utilisation de bande en cuivre. Celle-ci peut être plus de 10 fois importante que dans le cas des bandes en graphite. de type Kasperovski. Enfin, la procédure proposée a également été appliquée pour étudier l'influence de la tension mécanique du fil de contact sur l'évolution de l'usure tant pour le fil de contact que pour les bandes de contact en cuivre. Cela a permis d'obtenir une comparaison des variations d'usure en fonction de la tension dans le fil de contact. Les résultats numériques ont montré qu'en augmentant la tension mécanique du fil de contact de 17 à 20 kN, l'usure du fil de contact diminue d'environ 50%, tandis que la profondeur d'usure sur les bandes de contact en cuivre diminue d'environ 10%.

L'étude précédente propose un modèle d'usure permettant d'estimer les contribution électriques et mécaniques de l'usure du fil de contact. Afin d'exploiter le modèle pour la prédiction de l'usure en ligne et la prise en compte de l'effet d'arcs électriques, les même auteurs ont proposé un modèle heuristique pour l'usure du fil de contact dans ([Bucca and Collina, 2015](#)). Ce modèle est établi à partir d'études tribologiques antérieures et de données de banc d'essai. Le modèle repose sur trois contributions sur l'usure du fil de contact : la contribution mécanique dûe aux frottements, la contribution électrique dûe à la dissipation d'énergie générée par le flux de courant ainsi que la contribution des arcs se produisant lors de la perte de contact entre le pantographe et la caténaire. Les paramètres du modèle heuristique sont ajustés à partir de données d'usure obtenues grâce à un banc de test. Ce banc est constitué d'une table à commande numérique permettant le déplacement de la bande de captage selon l'axe des y afin de reproduire le zigzag. Un système de ventilation est installé au-dessus de la bande afin de reproduire l'effet aérodynamique de l'air lors de l'interaction pendant le roulage du train ([Bucca and Collina, 2009](#)).

La procédure proposée dans ([Bucca and Collina, 2015](#)) repose sur l'utilisation de l'outil de simulation pantographe-caténaire afin de calculer la force de contact nécessaire à l'estimation de l'usure par le modèle établi. Le modèle de résistance de contact pour l'estimation de la contribution électrique est issu d'essais décrits dans ([Bucca et al., 2011](#)). Cette résistance électrique de contact est donnée en fonction de la force moyenne de contact par l'équation ÉQUATION (4.4)

$$R_c(F_m) = 0,013 + 0,09e^{-\frac{F_m-14}{11}} \quad (4.4)$$

Ainsi la force de contact calculée pour le logiciel d'interaction pantographe caténaire et le courant électrique et absorbé par chaque bande de captage sont les entrées principale du modèle d'usure. Après chaque passage de pantographe l'irrégularité du fil de contact

générée par l'usure est intruduite dans le nouveau modèle afin de calculer la nouvelle force de contact. Ainsi l'usure sur un nombre de passage de pantographe peut être simulée et estimée. Le modèle d'usure est donné par :

$$NWR = k_1 \left( \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{I_c}{I_0} \right) \right)^{-\alpha} \left( \frac{F_m}{F_0} \right)^\beta \frac{F_m}{H} + k_2 \frac{R_c(F_m)I_c^2}{H.V} (1 - u) + k_3 u \frac{V_a I_c}{V H_m \rho} \quad (4.5)$$

Les différents paramètres du modèle sont donnés dans le TABLEAU 4.1.

Tableau 4.1 – Variables du modèle d'usure heuristique du fil de contact de Politecnico di Milano.

Symbol	Variables	Valeurs
$F_m$	Force de contact moyenne [N]	-
$k_1$	Coefficient de la contribution mécanique à l'usure globale	22,4
$k_2$	Coefficient de la contribution électrique à l'usure globale	10,3
$k_3$	Coefficient de la contribution électrique des arcs électriques à l'usure globale.	0,4
$\alpha$	Coefficient de dépendance de la contribution mécanique par rapport à la contribution du courant électrique	4,5
$\beta$	Coefficient de dépendance non-linéaire de la contribution mécanique par rapport à la valeur moyenne de la force de contact	1,8
$I_0$	Valeur de référence du courant électrique [A]	500
$I_c$	Courant électrique nominal pendant les essais [A]	-
$F_0$	Valeur de référence de la force de contact [N]	90
$H$	Dureté du matériau [N/mm <sup>2</sup> ]	700
$R_c$	Résistance de contact électrique entre la bande et le fil (Eq. ÉQUATION (4.4)) [ $\Omega$ ]	-
$V$	Sliding speed in the tests [m/s]	-
$V_0$	Reference value of sliding speed [m/s]	44.4
$u$	Decimal fraction value of percentage of contact loss	-
$V_a$	Electrical arc voltage [V]	50
$H_m$	Latent heat of fusion for copper [kJ/kg]	205
$\rho$	Density of copper [kg/m <sup>3</sup> ]	8950

Afin de valider le modèle des simulations ont été réalisées pour d'estimer l'usure obtenue après trois ans d'exploitation. Il a été démontré que Une corrélation entre les mesures d'usure et l'estimation de l'usure obtenue à partir du modèle a été établie. Ce modèle a permis de réaliser des simulations combinées en utilisant le modèle dynamique d'interaction pantographe caténaire afin d'estimer l'usure du fil de contact. Il a permis de pronostiquer sur 3 ans.

### 4.2.3 Synthèse

Nous avons présenté précédemment les différentes approches existantes pour le pronostic ainsi que les approches dans la littérature scientifique pour le pronostic de l'usure du fil de contact.

Nous constatons d'après la littérature scientifique que pour mettre en place une approche de pronostic, une étape primordiale est de comprendre et de modéliser la dégradation. En fonction de la compréhension du processus de dégradation, l'évaluation de la loi probabiliste de la durée de vie résiduelle (RUL) peut être appréhendée de plusieurs manières :

- La dégradation n'est pas observable ce qui empêche de comprendre le phénomène de dégradation : on utilise des modèles de type boîte noire qui sont par exemple des modèles à temps accéléré ou des modèles bayésiens
- La dégradation est observable mais la physique de dégradation n'est pas (encore) modélisable : on utilise des processus stochastiques de type Gamma, Wiener ou Markovien
- La dégradation est observable et un modèle physique est disponible : on utilise des méthodes de propagation d'incertitude dans le modèle physique ou on le couple avec un processus stochastique pour prendre en compte les changements de configuration du système ou les événements indépendants de la dégradation intrinsèque (Processus markovien déterministe par morceaux).

Dans le cas du fil de contact, le pronostic est une problématique quasi vierge. Les modèles physiques proposés dans la littérature scientifique sont adaptés à des cas particuliers de couple pantographe-caténaire alors que nous visons à développer une approche qui peut être appliquée à plusieurs catégories de bande de captage et de type de caténaire. De la même façon, l'utilisation d'une approche de pronostic guidée par les données pour la caténaire reste limitée en raison de données de dégradation qui sont rares. En effet, l'implémentation de cette approche nécessite une quantité significative de données de surveillance, ce qui n'est pas garanti dans le cas du pronostic du fil de contact en raison de sa durée de vie qui peut aller jusqu'à 27 ans. Pour contourner ces difficultés, nous proposons d'utiliser une approche de pronostic hybride. Cette approche repose sur 1) une modélisation simplifiée mais représentative de la dégradation de la caténaire, 2) la génération d'un modèle empirique de dégradation (générique au composant étudié) à partir des données de surveillance simulées et 3) une prédiction en ligne en utilisant une méthode d'estimation paramétrique. Dans la phase de prédiction, la méthode d'estimation paramétrique ajuste les paramètres du modèle de dégradation en fonction des données disponibles. Elle prend ainsi en compte la variabilité de comportement entre chaque position du fil de contact le long de la ligne.



### 4.3 Identification des moyens de génération des données de surveillance pour le pronostic du fil de contact

Cette section aborde l'étape numéro 2 du processus évoqué au CHAPITRE 1 comme l'illustre la FIGURE 4.8. Dans cette section, nous étudions les différents moyens de génération de données d'usure du fil de contact dans le but d'étudier la trajectoire de dégradation de ce dernier.

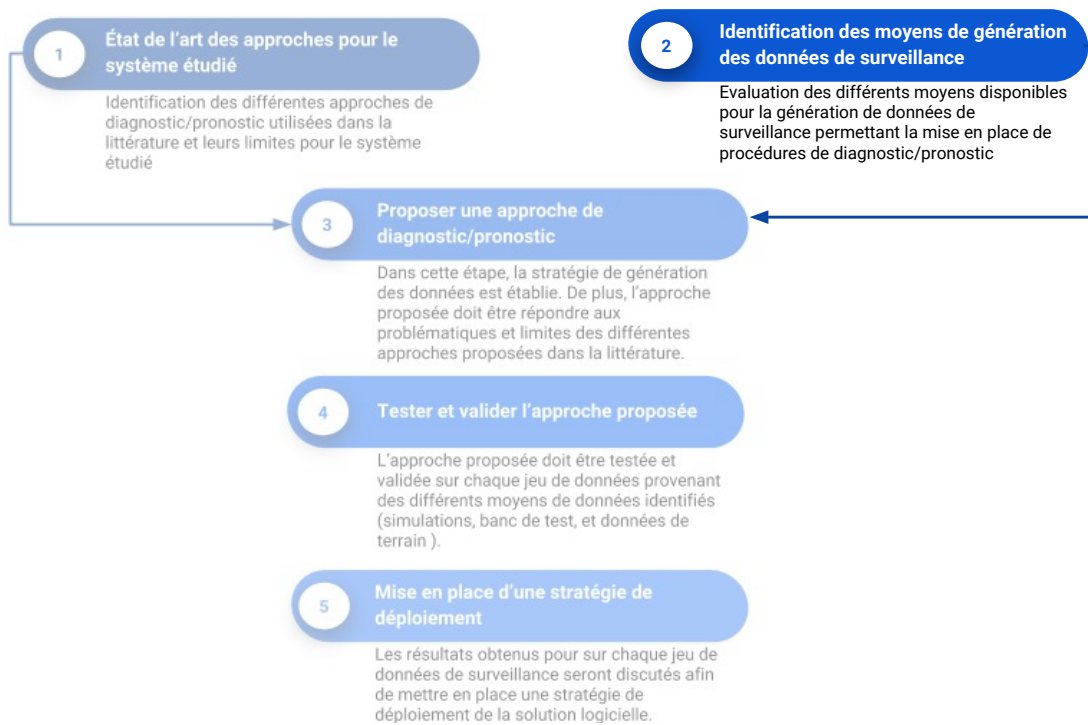


FIGURE 4.8 – Deuxième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

Les données de surveillance constituent l'entrée principale pour l'étude de l'évolution de la dégradation du fil de contact. Ces données doivent être représentatives de l'évolution de la dégradation du fil de contact jusqu'à la défaillance. Lors du développement d'un système PHM, ce type de données, avec les caractéristiques évoquées, ne peut être disponible immédiatement. Notamment, dans le cas du fil de contact où l'usure de ce dernier a pendant longtemps été effectué manuellement à l'aide d'instrument de mesure simple. Par conséquent, l'utilisation de données issues de simulations, de banc de tests est parfois privilégiées.

Comme nous l'avons décrit au chapitre 1, nous pouvons distinguer trois approches différentes pour générer des données de surveillance pour la mise en place d'une approche de pronostic. Dans notre cas, les données de surveillance utilisée pour le pronostic de la caténaire sont les mesures de la section résiduelle du fil de contact à différentes positions

de la caténaire. Nous pouvons distinguer trois sources pour générer et étudier l'usure du fil de contact.

### 4.3.1 Les données de modèles modèle d'usure utilisant un modèle d'interaction pantographe-caténaire

Ces données sont celles issues des différents modèles d'usures développés dans la littérature scientifique présentés dans la section précédente.

La FIGURE 4.10 extraite de (Bucca and Collina, 2015) montre la procédure utilisée pour l'exploitation du modèle d'usure heuristique. Le modèle d'usure est alimenté par une force de contact, une résistance au contact équivalente ainsi que les courants traversants les bandes de captage. La force de contact est calculée à l'aide d'un logiciel de simulation mécanique d'interaction pantographe caténaire. Les courants sont calculés grâce à un modèle de simulation électrique de l'interaction pantographe caténaire. La résistance équivalente est estimée à l'aide des forces calculées. Enfin, l'usure calculée est réintroduite dans le modèle mécanique afin de prendre en compte l'irrégularité du fil de contact.

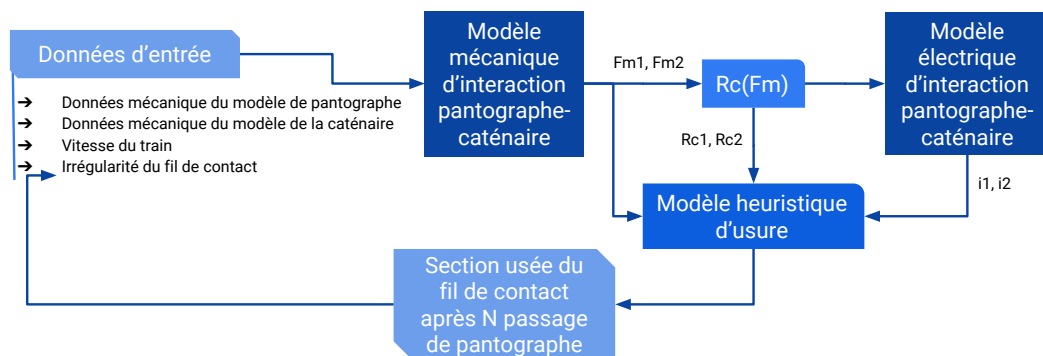


FIGURE 4.9 – Procédure d'utilisation du modèle d'usure pour la prédiction de l'usure du fil de contact ((Bucca and Collina, 2015)).

Ainsi, les différents modèles de simulations couplés au modèle d'usure permettent de simuler et de donner une estimation de l'usure pour un certain nombre de passage de pantographe. Dans (Bucca and Collina, 2015) il a été démontré, par comparaison avec des mesures effectuées sur une ligne existante, que cette méthode permettait de prédire l'usure du fil de contact pour une durée de trois ans.

### 4.3.2 Les données issues de banc d'essai d'usure pour les bandes de captage et le fil de contact

Plusieurs bancs d'essais ont été développés pour l'étude de l'usure des bandes de captage et du fil de contact (Hai He et al., 1998; Manory et al., 2000; Manory, 2001; Bociolone et al., 2004).

Ces bancs permettent de reproduire l'interaction pantographe-caténaire et ainsi de développer des modèles d'usure pour les bandes de captage ainsi que le fil de contact.

La FIGURE ?? illustre le banc développé par le département d'ingénierie mécanique de l'école d'ingénieur Politecnico di Milano.



FIGURE 4.10 – Banc d'essai d'usure simulant l'interaction pantographe-caténaire ((Bocciolone et al., 2004)).

Étant donné la dynamique de la dégradation du fil de contact, atteindre le seuil de 20% d'usure nécessiterait des années de fonctionnement de ce type de banc, ce qui rend leur utilisation pour le développement de modèles de pronostic coûteux.

### 4.3.3 Les données de d'usure du fil de contact provenant du "terrain"

La mise en place de système de mesure d'usure de fil de contact est une démarche récente dans le domaine de l'industrie ferroviaire. De plus, les technologie développées doivent être éprouvée notamment en terme de localisation des données dans l'espace. Ce n'est que ces dernières années que les opérateurs ont commencé à enregistrer les données de mesure en ligne afin de pouvoir les exploiter pour plus. En outre, les méthodes traditionnelles de mesures avec des instruments basique (type pied à coulisse) permettait la vérification de l'usure du fil de contact le long de la caténaire, mais ces données n'étaient pas forcément stockée d'années en années. Il est donc rare d'obtenir des données de terrain représentant la dégradation du fil de contact dans le temps ou en fonction du trafic.

### 4.3.4 Synthèse

Finalement, nous rencontrons plusieurs obstacles à la mise en place d'une approche de pronostic.

- les modèles d'usure disponibles n'ont été validés que pour une durée de fonctionnement de trois ans, cette limite est due à l'approche modèle qui ne permet pas de prendre toutes les variables de contexte (notamment les conditions environnementales) dans le modèle d'usure ;
- l'utilisation de bancs de test pour la génération de trajectoires d'usure n'est pas possible pour l'étude de cette dernière jusqu'à seuil de défaillance. En effet, la dynamique d'usure du fil de contact est trop lente et nécessiterait des années d'essais afin d'atteindre le seuil de défaillance ;
- enfin, les données de mesure de terrain sont rares, en raison des procédures de maintenance actuelles qui ne permettent pas le stockage des données sur plusieurs années. De plus, l'automatisation des mesures d'épaisseur de fil de contact est un domaine récent pour le moment.

Dans ce qui suit nous verrons l'approche proposée pour pallier à ces limitations.

#### **4.4 Proposition d'une approche de pronostic du fil de contact par filtrage**

Nous abordons dans cette section la troisième étape de conception de la solution logicielle de diagnostic pour la mise en place du PHM comme le décrit la FIGURE 4.11. Cette étape a pour but de proposer une approche de pronostic selon la synthèse effectuée pour l'état de l'art et les moyens à dispositions pour la génération de données de surveillance.

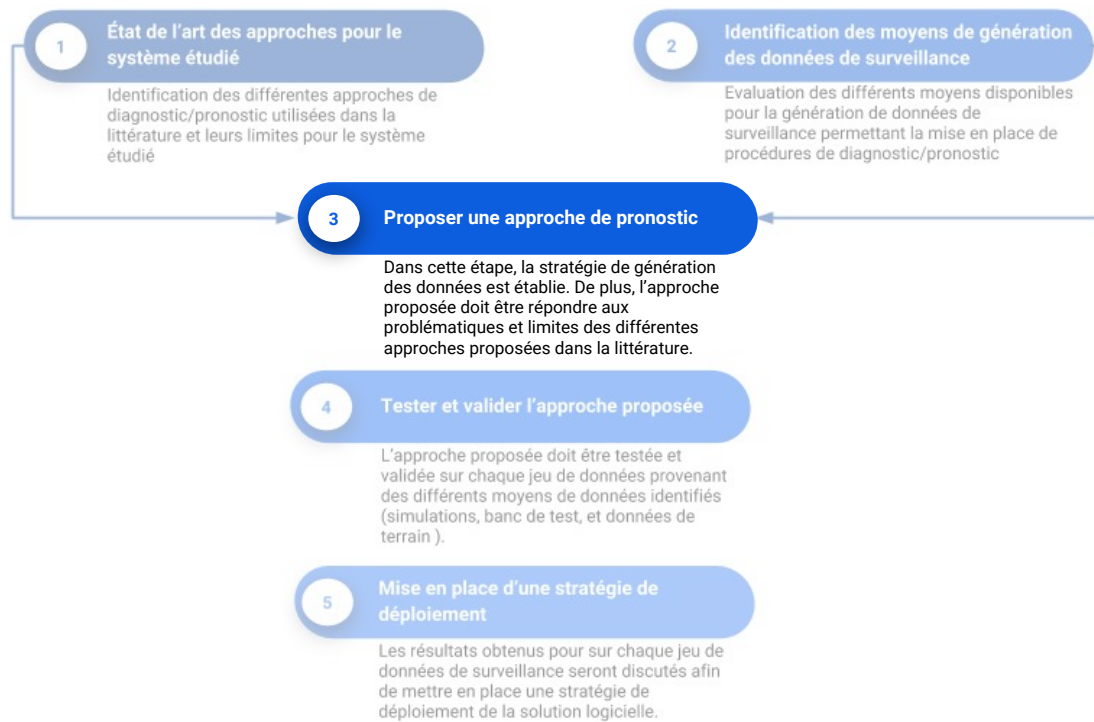


FIGURE 4.11 – Troisième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

Nous avons vu dans la synthèse de l'état de l'art que l'étude de la dégradation une étape primordiale. Dans notre cas d'application la dégradation est observable et un modèle physique est disponible. On utilise peut donc utiliser des méthodes de propagation d'incertitude dans le modèle physique et le coupler avec un processus stochastique pour prendre en compte les changements de configuration du système ou les événements indépendants de la dégradation intrinsèque (Processus markovien déterministe par morceaux). Ainsi, nous définissons l'approche de pronostic suivante.

La procédure de pronostic proposée dans ce chapitre repose sur le modèle d'usure heuristique (Bucca and Collina, 2015) qui permet d'estimer l'usure du fil de contact en fonction des paramètres de fonctionnement principaux (force de contact et courant de captage). Le modèle d'usure heuristique prend en compte plusieurs mécanismes d'usure. L'utilisation de modèles mécanique et électriques d'interaction pantographe-caténaire permet d'estimer la force de contact et le courant afin d'être injectés dans le modèles d'usure. Les incertitudes des paramètres impliquées dans chaque modèle (mécanique et électrique) sont estimées afin de générer les valeurs stochastiques nécessaires du courant et de la force de contact pour permettre la réalisation de simulations de Monte Carlo à l'aide du modèle d'usure. Ces simulations nous permettrons de générer les différentes trajectoires d'usure possibles. Afin de confirmer les résultats des simulations, des essais sur banc on été réalisés pour l'étude de la trajectoire de dégradation. Les trajectoires de dégradation nous permettrons la mise en place d'un modèle de dégradation empirique

permettant ainsi de paramétrer un modèle de filtre qui permettra de prendre en compte les changements de configuration du système.

Ainsi, on peut décomposer notre approche en deux phases : 1) la première phase hors-ligne consiste à étudier les trajectoires de dégradations et d'établir le modèle de dégradation empirique, 2) la seconde phase, qui s'effectuera en ligne, permettra de sélectionner un outil d'estimation bayésienne en ligne, de type filtre, afin de suivre la dégradation et de prédire la l'usure. La FIGURE 4.12 et la figure illustre les deux phase de l'approche proposée :

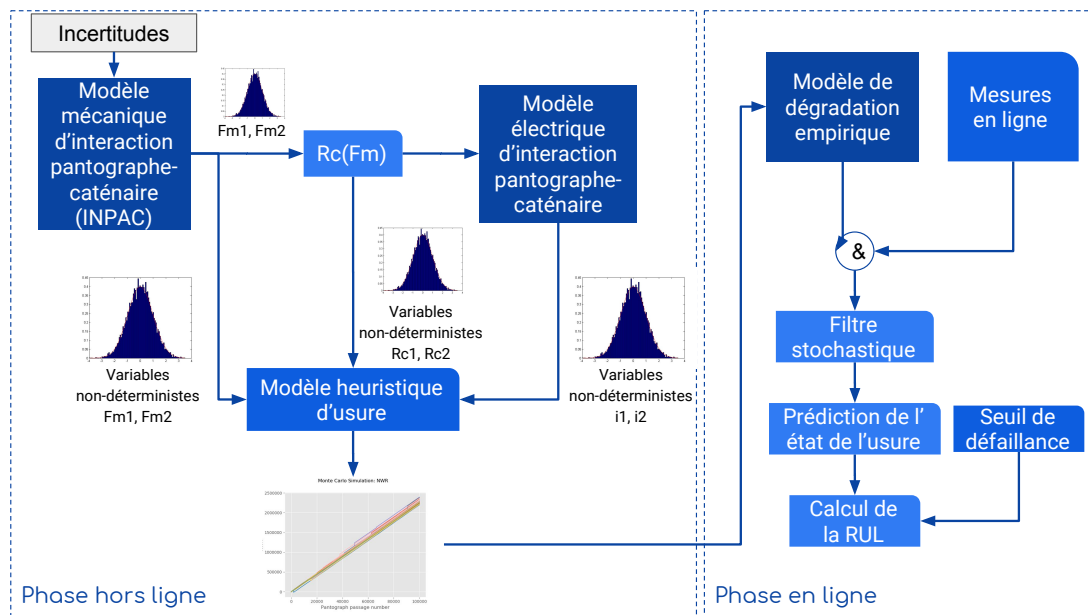


FIGURE 4.12 – Troisième étape du processus de développement de la solution logicielle de diagnostic pour le PHM.

#### 4.4.1 Phase hors ligne : construction du modèle de dégradation

Dans la phase hors ligne le modèle d'usure du fil de contact est utilisé afin de générer un modèle de dégradation empirique. Le modèle d'usure est alimenté par une force de contact, une résistance au contact équivalente ainsi que les courants traversants les bandes de captage.

Dans le chapitre 3 une descriptions des incertitudes liées au modèle mécanique d'interaction pantographe-caténaire a été donné. Des simulations de Monte Carlo ont permis de générer différents signaux de force de contact représentant les différents état de la caténaire. Ces sorties obtenues aux chapitre 3 nous permettent d'estimer une valeur stochastique de la force de contact pour un point fixe de la caténaire.

Les courants sont calculés à l'aide d'un logiciel de simulation électrique de l'interaction pantographe caténaire. Le logiciel ELBAS (SIGNON, 2018) utilisé par ALSTOM permet de fournir les valeurs de courant transitant par chaque éléments de la caténaire

lors de l'exploitation. Les résultats fournis par ce logiciel serviront à la construction de valeurs stochastiques pour les courants captés par les bande de captage.

Enfin, des simulations de Monte Carlo seront réalisées à partir du modèle d'usure heuristiques afin d'obtenir les trajectoires de dégradation pour une durée de trois années (limites de validité du modèle).

#### 4.4.2 Phase en ligne : pronostic par filtre de Kalman

Maintenant que nous avons présenté les différentes étapes de notre approche, il est nécessaire de choisir un outil de pronostic adapté. Dans la phase hors ligne, l'approche proposée utilise les données expérimentales et les données de simulation établir un modèle de dégradation empirique représentatif de la dégradation du fil de contact. Dans la phase en ligne, les paramètres du modèle de dégradation sont inconnus et doivent être estimés en tant qu'une partie du processus de pronostic. Ainsi, nous avons besoin d'un outil capable d'apprendre des données disponibles pour estimer les paramètres du modèle et estimer l'état actuel en conséquence (apprentissage). Cet outil doit aussi être capable de projeter l'état estimé dans le futur dans le but de prédire l'état de santé et calculer la RUL (pronostic).

En général, la dynamique de la dégradation du fil de contact dépend de l'endroit de l'usure sur le fil de contact. En général, l'usure du fil suit la même dégradation à tous les endroits mais est généralement plus importante aux endroits de "points durs" (en dessous des griffes ou des bras de rappel). Il est donc nécessaire que l'outil d'estimation d'état et de pronostic doit être capable d'adapter les paramètres du modèle au cours du temps. Parmi les outils de pronostic, nous retrouvons les « outils d'estimation d'état » qui peuvent répondre à nos besoins. Ils répondent à des problèmes de tracking bayésien permettant de gérer des modèles non-exactes, non-stationnaires, non-linéaires et/ou affectés par des bruits non-gaussiens. À titre d'exemple, nous citons le filtre particulaire, le filtre de Kalman, le filtre de Kalman étendu, etc. Les critères principaux permettant de choisir un type de filtre bayésien sont les suivants :

1. le type de modèle : linéaire ou non-linéaire ;
2. le type de bruit additif : gaussien ou non-gaussien.

Parmi les outils d'estimation d'état, nous avons choisi d'utiliser le filtre de Kalman en raison de la trajectoire de dégradation du fil de contact et de la dynamique lente de dégradation. Le principal avantage de l'utilisation du KF qu'il prend en compte les mesures et le bruit du système dans les données de surveillance et que l'état du système et les paramètres du modèle de dégradation peuvent être estimés de manière adaptative à mesure qu'ils évoluent dans le temps. La prédiction de l'état du système dans le futur peut être réalisée en utilisant le modèle de dégradation et la dernière mesure disponible. Pour un système avec une dynamique non-linéaire ou un bruit non-gaussien, le filtrage particulaire peut être appliqué à la place du KF. L'utilisation du filtrage particulaire peut cependant être très intensive en calcul car la simulation Monte Carlo est fortement utilisée dans la procédure pour estimer les distributions non gaussiennes. Néanmoins,

une limitation du KF est que le processus de dégradation du système doit être invariant dans le temps, sinon le modèle peut être instable et ses estimations divergentes.

Ainsi, la méthodologie de pronostic par le filtre de Kalman peut être décrite par les étapes suivante :

- *Estimation d'état* (filtre de Kalman) : l'usure du fil de contact est défini comme l'indicateur de santé à estimer. Le modèle de dégradation est exprimé en tant que modèle dynamique à temps discret (passage d'un pantographe) afin d'estimer l'usure à mesure que de nouvelles mesures deviennent disponibles. Des mesures directes de l'usure du fil de contact sont disponibles pour le processus de filtrage.
- *Prédiction de l'état de santé* : Il est nécessaire de prédire l'indicateur de santé une fois qu'il n'y a plus de mesures disponibles à l'instant de la prédiction  $t_p$ . Ceci est fait en évaluant le modèle de dégradation dans le temps en utilisant l'estimation d'état à l'instant  $t_p$  comme valeur initiale.
- *calcul de la RUL* : le calcul de la RUL est calculé comme la différence de temps entre le temps de prédiction  $t_p$  et le temps de fin de vie, comme nous l'avons défini précédemment à l'ÉQUATION (4.6).

#### 4.4.2.1 filtre de Kalman pour l'estimation d'état

Un modèle dynamique d'espace d'état est nécessaire pour le filtre de Kalman. La variable d'état  $x_k$  à l'instant  $t_k$  est définie comme la section usée du fil de contact. Étant donné que cette grandeur est directement observable, l'équation de sortie est donnée par  $y_k = hx_k$ , où la valeur de  $h$  est égale à un. Le système d'équation suivant est utilisé dans la mise en œuvre de l'estimation d'état en utilisant le filtre de Kalman (KF).

$$\begin{aligned} x_k &= A_k x_{k-1} + q_{k-1} \\ y_k &= hx_k + r_k, \end{aligned} \tag{4.6}$$

où  $x_k$  est l'état vrai mais caché du système et  $y_k$  est la mesure observable de l'état. Le KF suppose une dynamique de système linéaire et tout le bruit suit une distribution gaussienne.  $A$  est la matrice fondamentale décrivant la dynamique du système et  $h$  est la matrice de mesure.  $q_{k-1} \sim \mathcal{N}(\mu, R)$  est le bruit de processus et  $r_k \sim \mathcal{N}(\mu, R)$  est le bruit de mesure.

#### 4.4.2.2 Prédiction de l'état futur

L'utilisation du modèle de dégradation dynamique pour la prédiction de l'état de santé nécessite l'évolution dans le temps de l'état sans mettre à jour la matrice de covariance d'erreur et la distribution postérieure du vecteur d'état. Autrement dit, la mise à jour de l'état considérant de nouvelles mesures n'est pas nécessaire dans cette étape. L'équation d'état du système à temps discret est évalué récursivement  $n$  fois en s'assurant que l'état prévu  $x_{p+n}$  franchisse le seuil de défaillance. La variable de bruit  $q$



est également omise. La dernière mise à jour est effectuée lors de la dernière mesure  $t_p$ . L'ÉQUATION (4.7) donne la valeur d'état de la prédiction.

$$x_{p+n} = A^n x_p \quad (4.7)$$

#### 4.4.2.3 Modèle de bruit

La variance du bruit du modèle  $Q$  est estimée à partir des trajectoires générées lors des simulations de Monte Carlo en utilisant le modèle d'usure heuristique. La variance du bruit de mesure  $R$  est également requise dans la mise en œuvre du filtre. Cette variance est prise comme l'incertitude du système de mesure laser décrits dans la SECTION 2.4.2.3 permettant une mesure précision de  $\pm 0.5mm$ .

### 4.5 Application de l'approche de pronostic

Comme nous l'avons décrits dans le processus de développement de la solution logicielle de diagnostic (FIGURE 4.13), cette étape doit permettre la validation de l'approche proposée sur tous les données considérées.

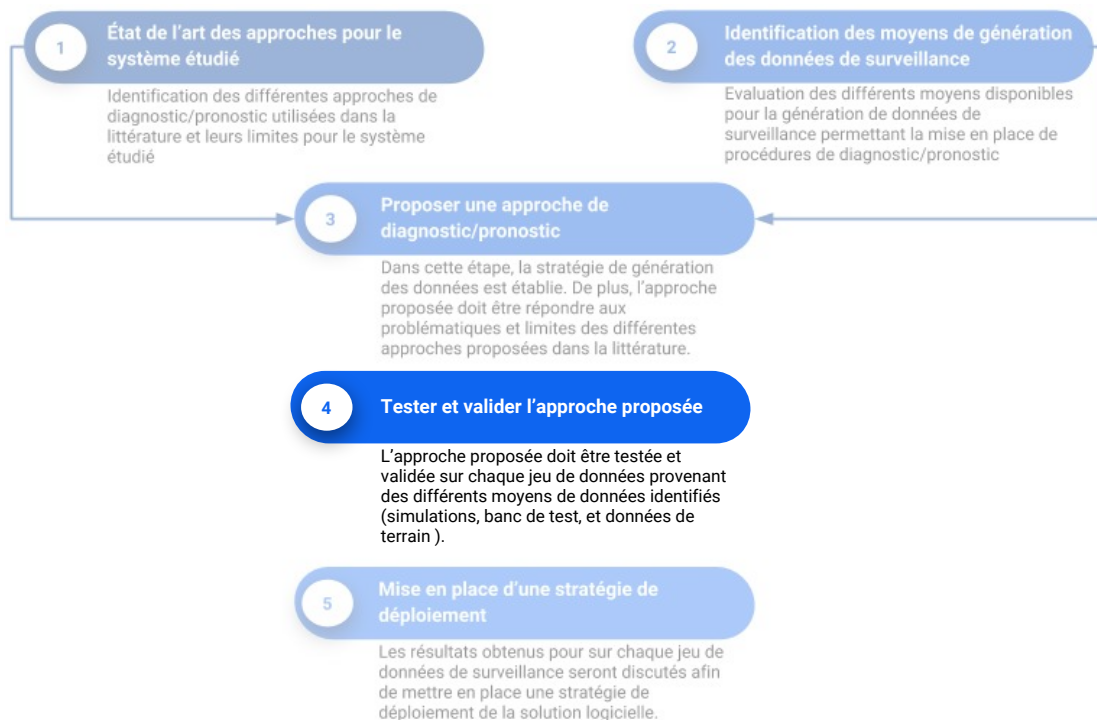


FIGURE 4.13 – Quatrième étape du processus de développement de la solution logicielle de pronostic pour le PHM.

### 4.5.1 Établissement du modèle empirique de dégradation (phase hors ligne)

Comme décrit précédemment, la phase hors ligne consiste à établir un modèle empirique de la dégradation permettant de définir la dynamique du système. La construction de ce modèle s'effectue en réalisant des simulations de Monte Carlo à l'aide du modèle d'usure heuristique défini par l'ÉQUATION (4.9). Il est à noter que ce dernier est valide pour une des vitesses entre 80 km/h et 200 km/h et pour des courants allant de 250 A à 1000 A. De plus, en dessous de 250 A l'usure due au courant est considérée comme négligeable. ((Bucca and Collina, 2015)).

$$NWR = k_1 \left( \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{I_c}{I_0} \right) \right)^{-\alpha} \left( \frac{F_m}{F_0} \right)^\beta \frac{F_m}{H} + k_2 \frac{R_c(F_m) I_c^2}{H.V} (1 - u) + k_3 u \frac{V_a I_c}{V H_m \rho} \quad (4.8)$$

Le modèle d'usure nous permet de calculer l'indice NWR (Normal Wear Rate). Il est défini comme le ratio entre le volume usé et la distance parcourue par le pantographe.

$$NWR = \frac{Vol_{us}}{Distance} \quad (4.9)$$

Les variations des paramètres de courant  $I_c$  et de force de contact moyenne  $F_m$  ont été simulées en échantillonnant leurs valeurs à partir des distributions normales à chaque instant discret (passage de pantographe). Le paramètre de vitesse est considéré comme étant fixe.

#### 4.5.1.1 Estimation de la donnée stochastique de force de contact

Nous considérons l'usure de la caténaire à deux endroits particuliers. Le premier est situé en dessous d'un bras de rappel, le second en milieu de portée comme le montre la FIGURE 4.14.

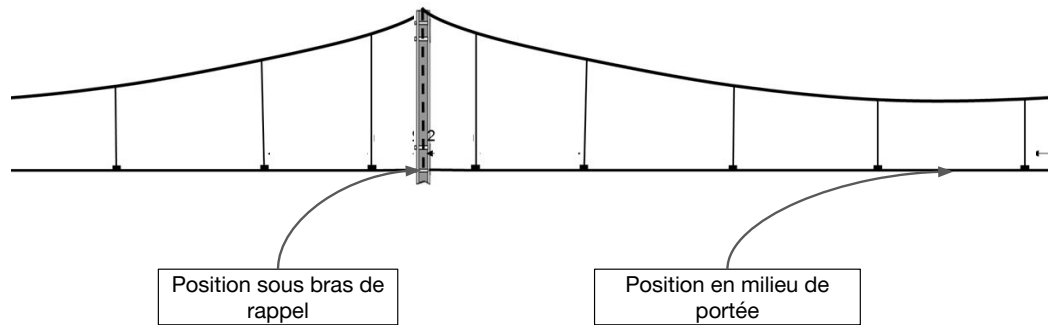


FIGURE 4.14 – Distribution associée à la force de contact sous un bras de rappel.

L'estimation des distributions de la force de contact s'est effectuée en réalisant des simulations de Monte Carlo sur le modèle mécanique d'interaction pantographe-caténaire

comme le décrit la SECTION 3.5.2.1 du CHAPITRE 3. Les variations de tension des fils de contact et fils porteurs suivent des distributions gaussiennes avec un écart-type de 1000 N. De même, les variations des pendules sont définies par une distribution gaussienne avec un écart-type de 7 mm. Deux hauteurs de fil porteur consécutives (sur une portée) sont corrélées, cette corrélation peut être modélisée par une distribution gaussienne multivariée qui prend en compte un nombre  $n$  de hauteurs. La vitesse considérée est de 160 km/h. Ceci nous permet d'estimer deux distributions de la force de contact aux deux endroits étudiés. La répartition des données de force est assimilées à une loi normal, ce qui nous permet d'estimer la moyenne et la variance de chacune des sources de données. Les distributions sont données en FIGURE 4.15 et FIGURE 4.16.

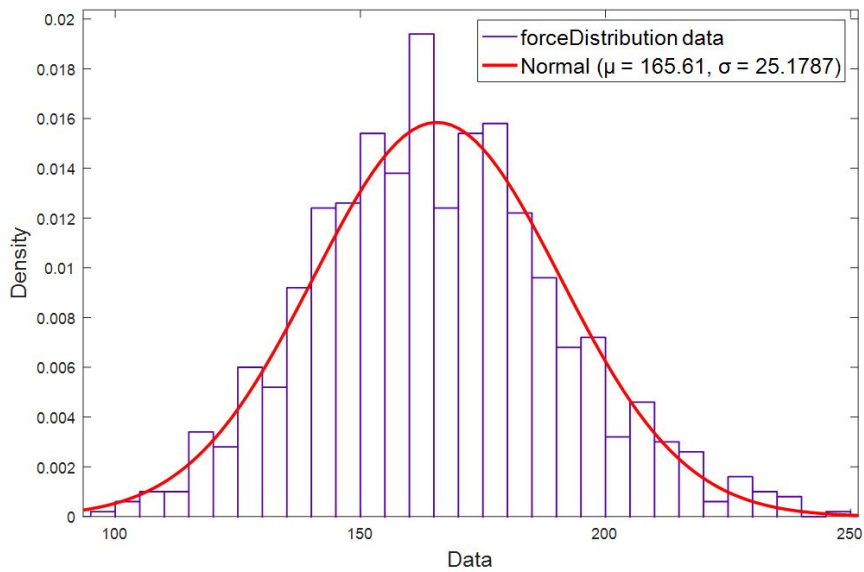


FIGURE 4.15 – Distribution associée à la force de contact sous un bras de rappel.

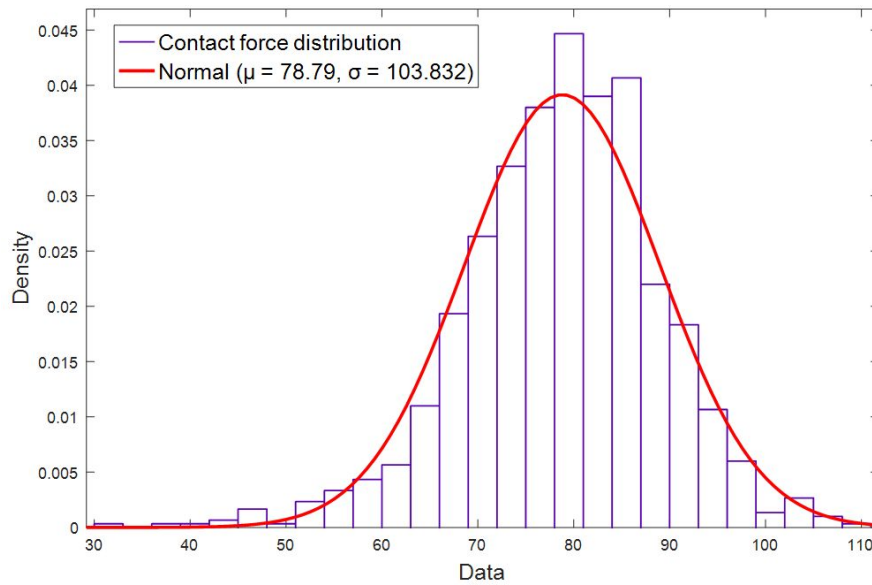


FIGURE 4.16 – Distribution associée à la force de contact en milieu de portée.

#### 4.5.1.2 Estimation de la donnée stochastique du courant

L'estimation des distributions du courant sont réalisées à l'aide de de simulations réalisées sur le logiciel ELBAS (SIGNON, 2018) utilisé par ALSTOM. Ce logiciel permet de simuler une ligne ferroviaire avec un nombre fixe de trains et des scénarios d'exploitation. Il permet le calcul du courant en tout point de la caténaire.

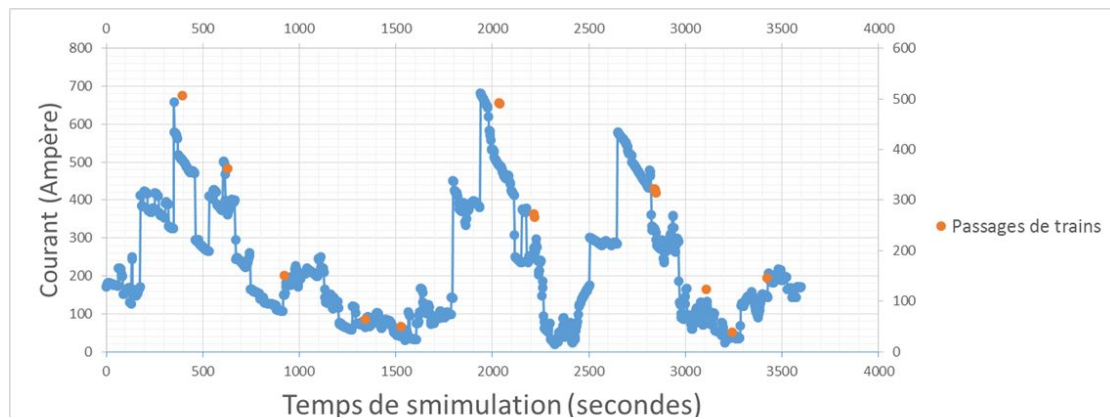


FIGURE 4.17 – Courant d'un point de la caténaire en fonction du temps.

La FIGURE 4.17 nous donne le courant perçu par un point du fil de contact (point sous bras de rappel) lors d'une simulation de 4000 s. Les points en orange représentent les moments dans le temps du passage d'un train par le point étudié du fil de contact. Nous remarquerons qu'au moment du passage du train il y a une augmentation conséquente

du courant dans certains cas. Dans d'autres cas le courant ne change pas lors du passage du train (courant à 100 A), ceci est dû au fait qu'il n'y a pas de traction des motrices du train. L'analyse des données de courants pour un point pour une simulation sur 4 h nous permet d'établir l'histogramme du courant, pour un point du fil de contact, présenté dans la FIGURE 4.18.

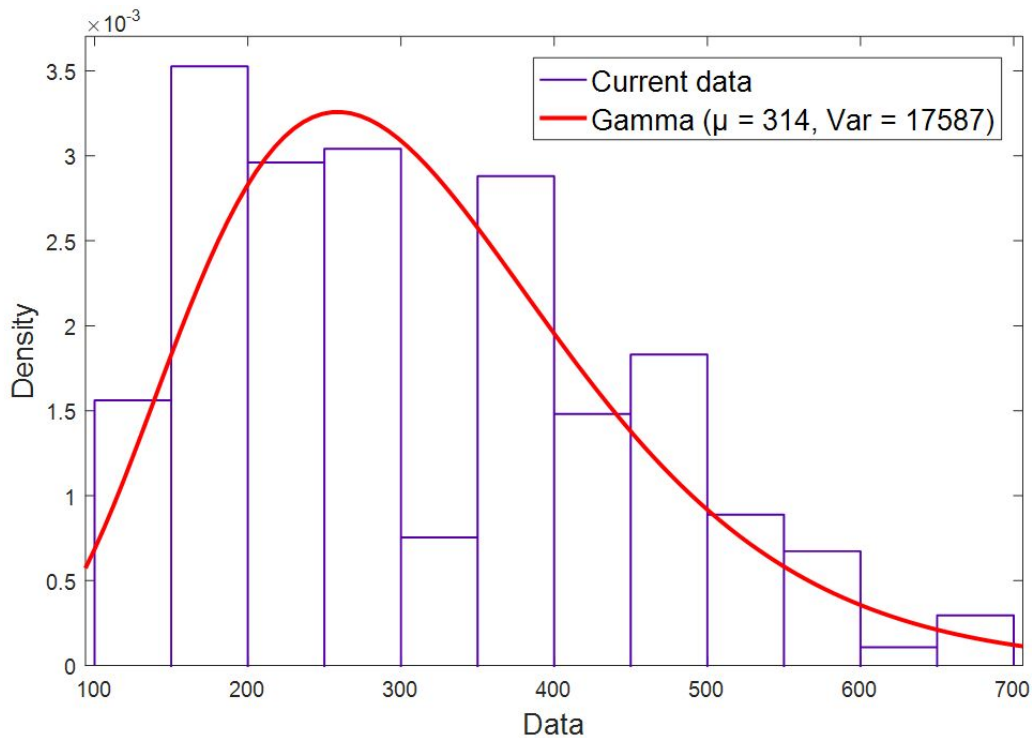


FIGURE 4.18 – Distribution associée au courant pour un point de la caténaire.

La répartition des données de courant pour un point du fil de contact peut être assimilée à une distribution de type Gamma avec une moyenne de 314 A et une variance de 17587 A<sup>2</sup>.

#### 4.5.1.3 Trajectoires d'usure du fil de contact par simulation de Monte Carlo

Le calcul du NWR nous permet d'estimer l'usure à un point en ramenant la distance parcourue à ce point particulier. Ainsi, nous obtenons la section usée pour un point de la caténaire en fonction du nombre de passage de pantographe. Le fil de contact étudié est d'un diamètre de 107 mm<sup>2</sup>.

Afin d'étudier les différentes trajectoires d'usure, à l'aide des distributions de courant et de force estimées précédemment et des valeurs définies dans le TABLEAU 4.1, nous avons simulé la dégradation jusqu'à atteinte du seuil d'usure de 20%. Nous avons simulé 100 trajectoires pour chacune des deux positions (sous le bras de rappel et en milieu de portée).

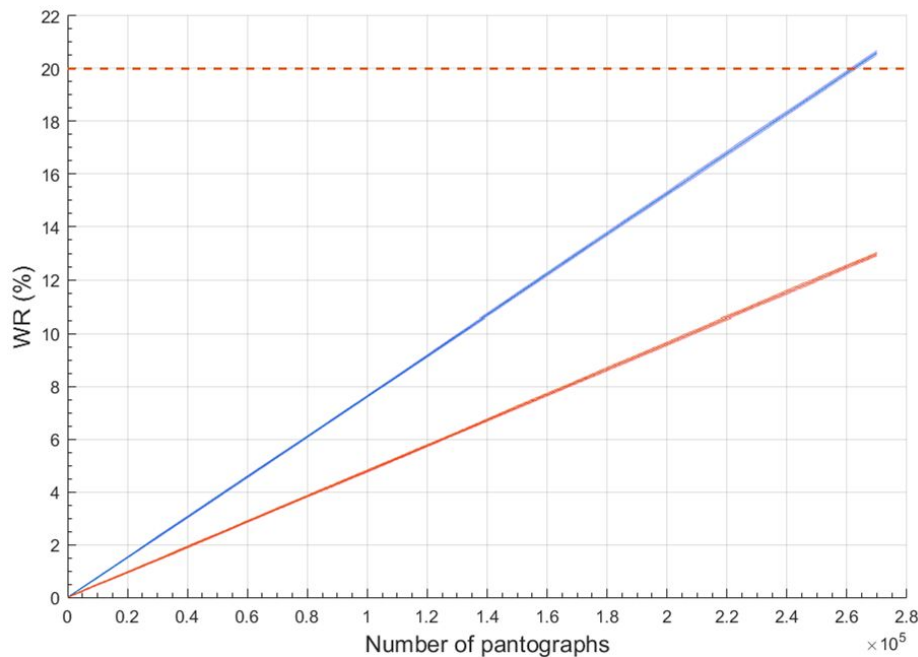


FIGURE 4.19 – Trajectoires d'usure après simulation de Monte Carlo avec l'enveloppe des incertitudes. La courbe - pour le milieu de portée et la courbe - pour le bras de rappel.

La FIGURE 4.19 montre le tracé des deux trajectoires d'usure avec l'incertitude associée. Le seuil de défaillance est atteint par la trajectoire représentant l'usure sous le bras de rappel pour un nombre de passage de pantographe égal à 262040 ce qui correspond à plus de 7 ans d'exploitation en considérant une fréquence de 100 trains par jour.

#### 4.5.1.4 Synthèse

Les résultats de la section précédente nous permettent d'émettre l'hypothèse que le modèle de la trajectoire d'usure est linéaire. Ainsi, nous considérons un modèle linéaire pour le système dynamique du filtre de Kalman.

### 4.5.2 Paramétrage du filtre

L'état initial du KF est établi en considérant la première mesure effectuée. Le bruit du modèle est estimée en fonction des 100 trajectoire d'usure simulée, c'est-à-dire, les mesures utilisées pour la validation de l'approche ne seront pas utilisées pour modéliser le bruit du modèle, car elles se réfèrent à un seul chemin de dégradation, où le niveau de dégradation atteint à tout moment dépend de l'évolution passée du processus de dégradation.

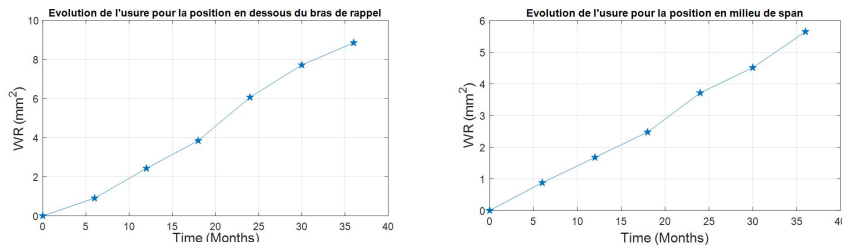
Pour le processus linéaire considéré dans ce travail, les incréments d'usure  $\delta NWR = NWR(t_k) - NWR(t_{k-1})$  à différents pas de temps sont non corrélés et indépendants du temps. Pour la prédiction, un modèle linéaire de l'usure est construit :  $NWR(t_0) +$

$\alpha t_k$ . Le paramètre  $\alpha$  est estimé en appliquant la méthode des moindres carrés à une des trajectoires simulées de dégradation obtenue. Le paramètre  $NWR(t_0)$  est considéré comme nul, puisque à l'état initial le fil de contact est considéré comme neuf. Dans le cas où nous considérons un fil déjà usé, le paramètre  $NWR(t_0)$  devra être estimé en utilisant la méthode des moindres carrés.

Finalement, la prédiction peut être effectuée en supposant que la dégradation évolue linéairement avec la pente  $\alpha$  à partir de la dernière mesure disponible, et que le paramètre  $NWR(t_0)$  n'a aucune influence sur la prédiction RUL du modèle.

### 4.5.3 Application : prédiction de l'usure

Afin de tester l'approche proposée, nous allons exploiter les données utilisées dans (Bucca and Collina, 2015) de mesure d'usure pour ligne à grande vitesse. Les données sont des relevés d'usure au niveau du bras de rappel et en milieu de portée mesurés pendant 3 ans avec une fréquence fixe de 6 mois. Les données sont présentées dans la FIGURE 4.20.



(a) Données d'usure en dessous d'un bras de rappel. (b) Données d'usure en milieu de portée.

FIGURE 4.20 – Données extraites de (Bucca and Collina, 2015) représentant l'usure du fil de contact en deux positions pour une durée de 36 mois.

La FIGURE 4.21 montre les résultats obtenus pour l'estimation d'état avec le filtre paramétré pour des mesures en ligne représentant 2 ans d'usure. Les résidus montrent une erreur accrue avec le temps de vieillissement. Cela est prévisible étant donné les résultats observés à partir du processus d'estimation du modèle. Cela est prévisible étant donné la capacité des méthodes de suivi bayésiennes à apporter des corrections aux estimations d'état basées sur des mesures directes ou indirectes de la variable d'état estimée.

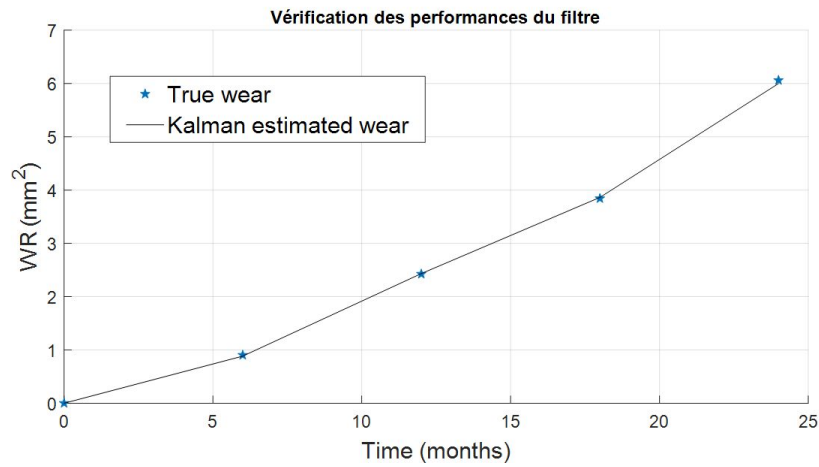


FIGURE 4.21 – Résultats du suivi d'état pour l'implémentation du filtre de Kalman appliquée au cas de test pour 4 mesures.

La FIGURE 4.22 et la FIGURE 4.23 présentent les résultats de suivi et d'estimation d'état et de prévision pour le cas de l'usure pour la position de bras de rappel et le cas en milieu de portée. Les résultats présentés montrent les résultats de la prédiction à différentes périodes de temps.

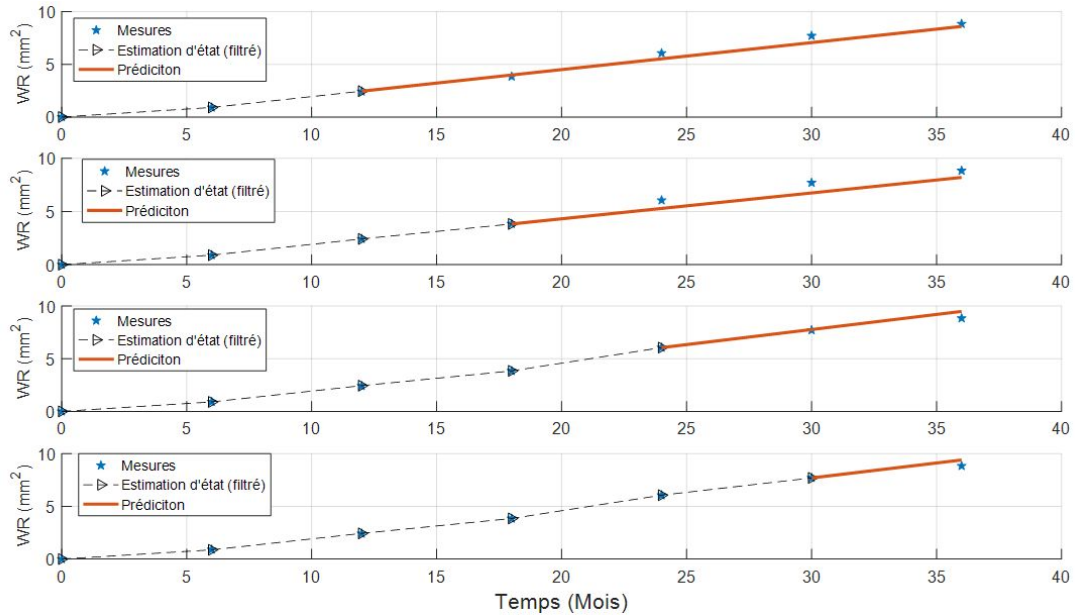


FIGURE 4.22 – Résultats de l'estimation d'état et de la prédiction à différents temps.



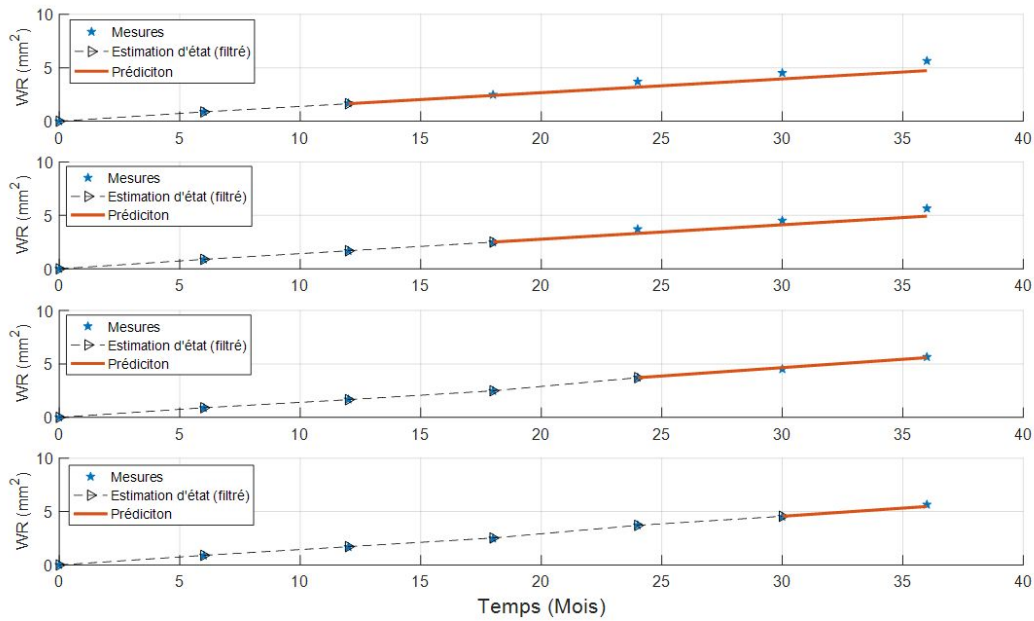


FIGURE 4.23 – Résultats de l'estimation d'état et de la prédiction à différents temps.

Nous remarquons que dans les deux cas, l'algorithme permet de suivre l'état de dégradation et de prédire les mesures avec de bons résultats. Néanmoins, le calcul de la RUL n'est pas possible car les données disponibles ne représentent pas la dégradation jusqu'à défaillance.

## 4.6 Mise en œuvre industrielle de l'approche de pronostic

Cette section a pour but de discuter les résultats obtenus dans les étapes précédentes afin de proposer une stratégie de mise en œuvre industrielle de l'approche de diagnostic proposée. Elle constitue la dernière étape du processus défini au CHAPITRE 1 pour le développement de la solution logicielle de diagnostic, comme le décrit la FIGURE 4.24.

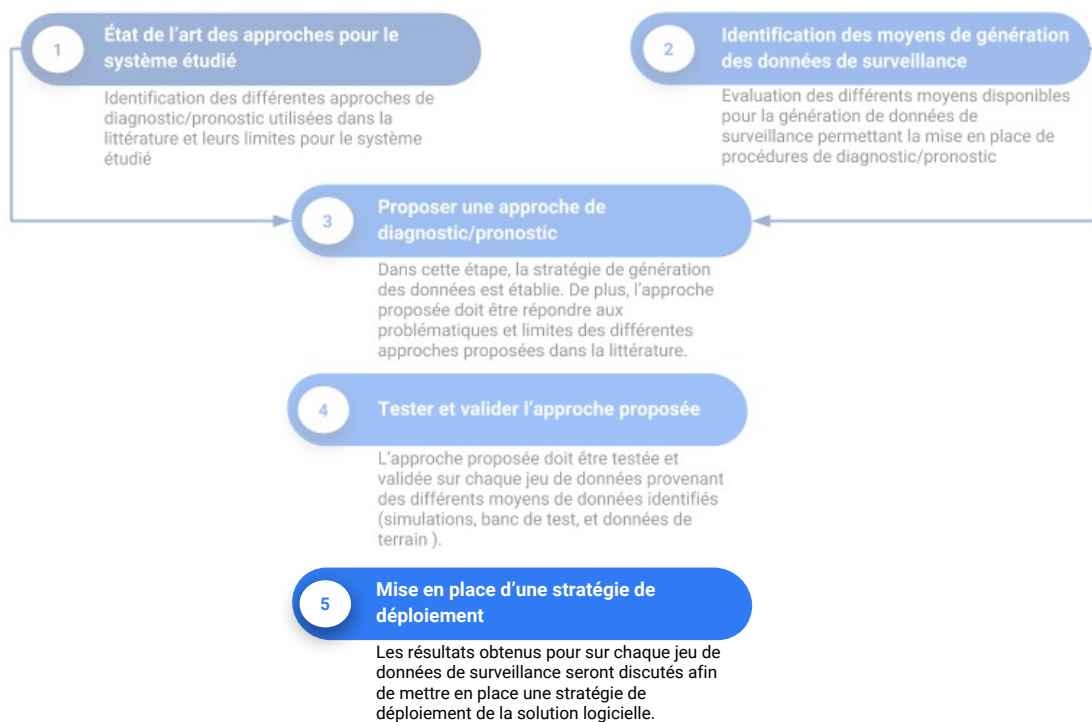


FIGURE 4.24 – Dernière étape du processus de développement de la solution logicielle de pronostic pour le PHM.

Les résultats de la méthode présentée ont montré de bons résultats pour le suivi de la dégradation et la prédiction de l'usure du fil de contact. Pour le moment, le calcul de la RUL n'est pas possible en raison de la faible quantité de donnée de terrain disponibles qui ne permet pas de suivre la dégradation jusqu'à dégradation.

Avec une prédiction sur une durée d'un an nous obtenons un résidu de 0.64 mm pour l'usure du fil à la position du bras de rappel et un résidu de 0.05 mm pour la position en milieu de portée. Ces résultats sont satisfaisants et permettent de prévoir le remplacement d'un tir de fil de contact avec une année d'avance.

Afin de permettre la mise en place de méthode de pronostic, la procédure suivante respectant les étapes suivante est proposée :

- identification des zones du fil de contact les plus usée par simulation ou par inspection la première année de la mise en service ;
- sélection d'un nombre restreint de zones du fil de contact afin d'effectuer des simulations d'usure ;
- paramétrisation du filtre de Kalman pour le suivi des zones particulière et prédiction de l'usure pour une période d'un an.

Enfin, l'obtention de données de terrain pour une dégradation jusqu'à atteinte du seuil de défaillance permettrait le calcul de la RUL et l'évaluation de la plage de période de prédiction la plus pertinente.

Le modèle linéaire de la dégradation n'a pas été validé pour jusqu'à l'usure. Néanmoins, les essais sur banc de test réalisés dans (Bucca and Collina, 2009) avec un fil de contact déjà usé peuvent conforter notre hypothèse. Dans le cas de la modification de la trajectoires, l'utilisation d'autres méthodes prenant en compte des modèles non-linéaires avec des bruits non gaussiens peuvent être envisagées telles que les filtres de Kalman étendus (Singleton et al., 2015), le filtre particulaires (Jouin et al., 2014a), ou alors les SKF (Switching Kalman Filters) (Lim and Mba, 2015) dans le cas d'une trajectoire d'usure linéaire par morceaux.

## 4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche pour le pronostic de l'usure du fil de contact de la caténaire. L'approche proposée pour le pronostic est basée sur l'utilisation d'un modèle d'usure du fil de contact et un filtre de Kalman. Ainsi, deux étapes sont nécessaires pour la mise en place de l'approche.

La première étape, dite hors ligne, consiste à établir un modèle empirique de la trajectoire d'usure en réalisant des simulations de Monte Carlo sur le modèle d'usure heuristique du fil de contact. Les paramètres heuristiques de force de contact et de courant nécessaires au calcul de l'usure après chaque passage de pantographe sont estimés à l'aide des modèles mécanique et électrique du système pantographe caténaire. Les incertitudes du modèle mécanique utilisé dans le logiciel INPAC ont été évaluées afin d'estimer la force de contact en deux points différents d'une portée de caténaire. Le logiciel ELBAS permet de calculer le courant transitant par un endroit du fil de contact en simulant le trafic et le passage des trains par ce dernier. Ces deux éléments nous ont permis de générer les différentes trajectoires d'usure du fil de contact à l'aide du modèle d'usure heuristique. Finalement, les simulations de Monte Carlo ont permis de sélectionner le filtre de Kalman et d'établir le modèle d'usure de dégradation du fil de contact.

La seconde étape est celle réalisée en ligne. Les résultats obtenus à l'étape précédente et l'hypothèse d'une trajectoire de dégradation linéaire permettent de paramétrer le filtre de Kalman afin de réaliser l'estimation d'état et la prédiction de l'usure en fonction des mesures réalisées en ligne. La validation des performances du filtre est vérifiée en utilisant des données d'usure collectées sur une période de trois ans. Le calcul des résidus entre prédictions et mesures réelles montrent que le minimum de résidus est obtenu avec une période de prédiction d'un an. Ce résultat peut être satisfaisant pour une maintenance prédictive de la caténaire.

Finalement, le fil de contact représente le composant clé pour la maintenance de la caténaire. L'estimation de son usure et la prédiction de cette dernière sont des tâches précieuses pour la prévision du budget de maintenance. Néanmoins, le calcul de la RUL et le pronostic du fil de contact restent à explorer. En effet, l'obtention de données de surveillance permettant la mise en place d'approches de pronostic est l'un des obstacles majeurs pour le pronostic du fil de contact. L'approche proposée dans ce chapitre permet la mise en place du pronostic dès le début d'exploitation de la caténaire. Elle permet de suivre la dégradation, de mettre à jour le modèle de dégradation et de réaliser le

---

pronostic en fonction des nouvelles données de mesure provenant du terrain, ce qui rend plus simple sa mise en œuvre industrielle.



Chapitre **5**

Conclusion et perspectives

## Conclusion

Le cadre et le contexte de ces travaux de thèse ont été présentés dans l'introduction générale. La modernisation des moyens et des méthodes de maintenance et d'exploitation des lignes ferroviaires devient un élément concurrentiel clé. L'utilisation de nouvelles solutions de mesures et d'exploitation des données permet d'effectuer des analyses plus précises sur l'état de santé des systèmes composants l'infrastructure ferroviaire. Dans ce cadre, le PHM apparaît comme une solution optimale pour répondre aux différents défis de la maintenance des systèmes industriels. Néanmoins, le déploiement du PHM nécessite de définir et d'appliquer un processus adéquat et adapté au système étudié.

La contribution principale du premier chapitre a été de formaliser un processus de développement et de déploiement du PHM adapté à l'infrastructure ferroviaire. Après avoir démontré la nécessité de la mise en place d'une politique de maintenance prédictive pour l'infrastructure ferroviaire, et plus particulièrement pour le système caténaire, une architecture PHM a été proposée pour un système de ce type composé d'une multitude de composants sont répétés sur une très grande zone géographique. Par la suite, les différentes approches de développement d'un système PHM proposées dans la littérature ont été discutées. Nous avons mis en évidence que le développement d'une solution PHM repose sur une solution matérielle qui regroupe les capteurs l'architecture du système PHM ainsi qu'une solution logicielle qui permet la réalisation des étapes de traitement des données, de diagnostic et de pronostic. À partir de là, un processus générique pour le développement d'une solution PHM est proposée. Cette approche repose sur l'identification des ressources disponibles pour la génération des données de surveillances nécessaires pour la mise en place d'une approche de pronostic ou de diagnostic. En effet, l'étude de la littérature a mis en exergue l'importance de la disponibilité de données de surveillance représentative des dégradations du système pour la mise en place de l'approche de diagnostic / pronostic, par conséquent, la solution logicielle du PHM. C'est ainsi que nous pouvons identifier trois méthodes de génération de données de surveillance différentes pour le développement du PHM : l'utilisation de données de simulation, l'utilisation de bancs d'essais et la mise en place d'outils de récupération de données de terrain. Les limites et avantages de chaque source de données ont été discutés. Ainsi, les sources possibles de données de surveillances et l'état de l'art des différentes approches de diagnostic ou de pronostic ont permis la proposition des approches de diagnostic et de pronostic pour la caténaire dans les chapitres 3 et 4.

Dans le deuxième chapitre de cette thèse, nous avons présenté les étapes nécessaires pour extraire l'ensemble des données de surveillance pour le système pantographe-caténaire. La première étape consiste à identifier les composants critiques du système caténaire. Après avoir effectué une revue des méthodes utilisées dans la littérature scientifique pour l'identification des composants critiques, nous avons proposé une méthode permettant l'analyse de la criticité de chaque composant ou sous-système en fonction de trois objectifs principaux du PHM : l'augmentation de la fiabilité du service, la réduction de l'impact sur les coûts de maintenance et l'augmentation de la disponibilité du système. La méthodologie a été appliquée au système caténaire afin d'identifier les composants à surveiller. Par la suite, nous avons énuméré, examiné et comparé les technologies

existantes pour la surveillance du système pantographe-caténaire. Enfin, les différentes stratégies de pré-traitement des données brutes pour la surveillance de caténaire ont été proposées.

Le troisième chapitre apporte une contribution pour le diagnostic du système caténaire à partir de données de force de contact du système pantographe-caténaire. La procédure de développement de la solution logicielle du PHM a été appliquée pour la proposition de l'approche de diagnostic. Ainsi, une étude bibliographique a été menée sur les différentes approches existantes pour le diagnostic de la caténaire. Cela a permis de positionner le travail de recherche. Ensuite, les différentes sources de génération de données de surveillance contenant des données des états nominaux et dégradés ont été identifiées. Le positionnement du travail de recherche et l'identification des données de surveillance ont permis de proposer une approche innovante pour le diagnostic de la caténaire. Cette contribution définit un ensemble de descripteurs à extraire de la force de contact liés aux valeurs statistiques et au contenu spectral de cette dernière. Une approche pour la sélection des descripteurs les plus pertinents est proposée sur la base des résultats du score de Fisher et de la F-mesure moyenne obtenu par validation croisée du modèle de classification SVM, permettant de classer les différents modes de défaillances. La procédure a été validée sur deux ensembles de données différents issus de simulation et d'essais en ligne. Dans les deux cas, les modèles SVM ont donné de très bons résultats de classification avec un F-score de 100% pour les données issues de simulations et de 96,99% pour les données d'essais.

Le quatrième chapitre propose une approche le pronostic de l'usure du fil de contact de la caténaire. L'approche proposée est basée sur l'utilisation d'un modèle d'usure du fil de contact et d'un filtre de Kalman. La procédure de développement de la solution logicielle du PHM, proposée au chapitre 1, a été appliquée dans cette contribution. Dans un premier temps, une revue de la littérature scientifique pour l'étude de l'usure du fil de contact et sa prédiction a été réalisée. Cela a permis de positionner le travail de recherche et d'étudier les modèles physiques existants d'usure du fil de contact de la caténaire. Dans un second temps, les différents moyens de génération de données de surveillance du fil de contact ont été étudiés et critiqués. Il apparaît que ce type de données est rare et que l'utilisation de banc d'essais s'avère difficile. Finalement, le cas du pronostic du fil de contact peut être résumé ainsi : la dégradation est observable et un modèle physique est disponible. Dans ce cadre, l'approche proposée utilise des méthodes de propagation d'incertitude dans le modèle physique couplée avec un processus stochastique pour prendre en compte les changements de configuration du système ou les événements indépendants de la dégradation intrinsèque. Dans la première étape de l'approche, variables heuristiques de force de contact et de courant sont estimés à l'aide des modèles mécanique et électrique du système pantographe caténaire afin d'effectuer des simulations de Monte Carlo du modèles d'usure. Ces deux éléments nous ont permis de générer les différentes trajectoires d'usure du fil de contact. La seconde étape est celle réalisée en ligne. Le modèle de la trajectoire d'usure est simplifié en le considérant comme linéaire, et résultats des simulations de Monte Carlo sont utilisés pour paramétrer un filtre de Kalman. Ce dernier permet de suivre la dégradation et de mettre à jour les paramètres du modèle en fonction des mesures en ligne. La validation des performances du filtre est



effectuée en utilisant des données d'usure collectées sur une période de trois ans. Une période de prédiction d'un an est possible avec des résidus satisfaisants. Finalement, le calcul de la RUL et le pronostic du fil de contact restent à explorer. En effet, l'obtention de données de surveillance permettant la mise en place d'approches de pronostic est l'un des obstacles majeurs pour le pronostic du fil de contact. L'approche proposée dans ce chapitre permet la mise en place du pronostic dès le début d'exploitation de la caténaire et de mettre à jour le modèle de dégradation en fonction des nouvelles données de mesure provenant du terrain, ce qui rend plus simple sa mise en œuvre industrielle.

## Perspectives

Les contributions de ce travail constituent la première étape vers le déploiement industriel du PHM pour le système pantographe-caténaire. Plusieurs perspectives de développement découlent de ce travail de thèse.

- **Déploiement d'un système PHM une infrastructure** : dans le premier chapitre de cette thèse nous avons exposé une procédure générique pour le développement et le déploiement d'un système PHM pour une infrastructure ferroviaire. Le choix effectué a été de réaliser la surveillance de l'infrastructure à partir du train en mouvement. Ce choix a conditionné l'architecture et l'approche de mise en place du PHM. On pourrait envisager d'installer le long de l'infrastructure des systèmes de mesures permettant la surveillance des endroits les plus critiques de la caténaire. Les technologies de transmission des données modernes permettront le transfert à distance des données collectées le long de l'infrastructure. Cela nous permettra de s'abstraire des problématiques de mesure à partir du train en mouvement.
- **Granularité d'analyse** : Il existe également des perspectives au niveau système. Dans le chapitre 2, nous avons proposé une procédure permettant la sélection des composants les plus critiques en fonction d'objectifs fixés pour le PHM. Cette procédure nous a permis de sélectionner un nombre précis de composants pour lesquels nous avons appliqué les approches de diagnostic et de pronostic. L'une des pistes de recherche envisagée est d'analyser des populations de composants afin d'en extraire les lois de dégradation. Ainsi, une analyse portant sur la fiabilité de chaque type de composants (analyse de la dégradation des pendules, analyse de la dégradation des bras de rappel, etc.) combinée à la surveillance localisée en ligne serait une piste de recherche envisageable. Cela nous permettrait d'extraire des modèles de dégradation qui pourront être paramétrés à l'aide de données de surveillance en ligne.
- **Le déploiement industriel du diagnostic pour la caténaire** : la procédure de diagnostic proposée au chapitre 3 permet de détecter, de localiser et d'identifier les défauts principaux de la caténaire. L'approche proposée a été validée sur des données d'essais. Nous avons constaté que la mise en œuvre industrielle de l'approche dépend, d'une part, de la précision et de la robustesse des logiciels de simulation pantographe-caténaire qui doivent générer une force de contact assez fidèle aux mesures de terrain. De même, ces modèles doivent reproduire les états dégradés de

la caténaire. L'utilisation de voies d'essais et de données expérimentales seraient une piste pour l'amélioration des logiciels de simulation. Enfin, l'exploitation des données d'accélération de la tête de captage pour le diagnostic est une piste de recherche possible pour le diagnostic de l'état de surface du fil de contact.

- ***Les limites du pronostic*** : Dans la procédure de pronostic proposée, l'identification des paramètres du modèle d'état est réalisée à l'aide de modèles d'usure en raison de la non disponibilité des données de terrain et de la dégradation lente qui nécessiterait des essais très coûteux sans prendre en compte les facteurs extérieurs. Or, la dégradation future du système peut évoluer en fonction des paramètres extérieurs du système caténaire. D'une part, des phénomènes d'arcs peuvent accentuer l'usure du fil de contact à des endroits localisés. Il sera donc intéressant d'étudier l'impact des phénomènes locaux et des symptômes provoqué par l'apparition d'arc (recuit, micro-soudure, etc.) sur l'évolution de la dégradation. D'autre part, les griffes installées par les équipes de maintenance sert à ralentir l'usure localisée. Ainsi, l'impact de ce type de phénomènes sur l'évolution de la trajectoire de dégradation doit être étudié. On pourra envisager par la suite l'intégration d'outils d'intelligence artificielle au pronostic pour la prise en compte d'un changement dans le modèle dynamique de l'usure.



# Bibliographie

- AFNOR (2001). EN NF 13306 : 2001 "Terminologie de la maintenance". Standard, AFNOR. [ix](#), [11](#), [16](#)
- Ahmad, R. and Kamaruddin, S. (2012). An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. *Computers & Industrial Engineering*, 63(1) :135–149. [12](#)
- Aizpurua, J. I. and Catterson, V. M. (2016). ADEPS : a methodology for designing prognostic applications. In Eballard, I. and Bregon, A., editors, *Proceedings of the Third European Conference of the Prognostics and Health Management Society 2016*, pages 86–100. PHM Society, Bilbao. :2016
- ALSTOM (2016). TRANSPORT SERVICES FOR YOUR RAIL SYSTEM. Published : Brochure. [3](#), [20](#)
- ALSTOM (2017). Effective maintenance – the right response to operators’ needs. [4](#), [20](#)
- Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, 46(3) :175–185. [65](#)
- Arastounia, M. and Oude Elberink, S. (2016). Application of Template Matching for Improving Classification of Urban Railroad Point Clouds. *Sensors*, 16(12) :2112. [60](#)
- Aydin, I., Celebi, S. B., Barmada, S., and Tucci, M. (2016). Fuzzy integral-based multi-sensor fusion for arc detection in the pantograph-catenary system. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*. [76](#)
- Balestrino, A., Bruno, O., GIORGI, P., LANDI, A., PAPI, M., SANI, L., and Giuseppe, A. (2001). Electric welding effect : detection via phototube sensor and maintenance activities. In *CDROM of the World Congress on Railway Research, Koln*, pages 19–23. [75](#)
- Barmada, S., Landi, A., Papi, M., and Sani, L. (2003). Wavelet multiresolution analysis for monitoring the occurrence of arcing on overhead electrified railways. *Proceedings of*

- the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 217 :177–187. [75](#)
- Barmada, S., Raugi, M., Tucci, M., and Romano, F. (2014a). Arc detection in pantograph-catenary systems by the use of support vector machines-based classification. *IET Electrical Systems in Transportation*, 4(2) :45–52. [76](#)
- Barmada, S., Tucci, M., Menci, M., and Romano, F. (2016). Clustering techniques applied to a high-speed train pantograph-catenary subsystem for electric arc detection and classification. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 230(1) :85–96. [76](#)
- Barmada, S., Tucci, M., and Romano, F. (2014b). Arc Detection and Classification in Pantograph Catenary Systems by the use of Clustering Techniques. In *Proceedings of the Second International Conference on Railway Technology : Research, Development and Maintenance, Ajaccio, France*, pages 1–12. [76](#)
- Barmada, S., Tucci, M., and Romano, F. (2014c). Hierarchical Clustering applied to Measured Data Relative to Pantograph-Catenary Systems as a Predictive Maintenance Tool. *International Journal of Railway Technology*, 3(4) :23–41. [76](#)
- BEA-TT (2015). RAPPORT D’ENQUÊTE TECHNIQUE sur le déraillement du train Intercités n 3657 le 12 juillet 2013 à Brétigny-sur-Orge (91). Technical report, Bureau d’Enquêtes sur les Accidents de Transport Terrestre (BEA-TT). [1](#)
- Beger, R., Gedrange, C., Hecht, R., and Neubert, M. (2011). Data fusion of extremely high resolution aerial imagery and LiDAR data for automated railroad centre line reconstruction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(6) :S40–S51. [60](#)
- Bengtsson, M. (2004). Condition based maintenance system technology—Where is development heading. *CONDITION BASED MAINTENANCE SYSTEMS—AN INVESTIGATION OF TECHNICAL CONSTITUENTS AND ORGANIZATIONAL ASPECTS*, 55. [13](#)
- Benkedjouh, T., Medjaher, K., Zerhouni, N., and Rechak, S. (2015). Health assessment and life prediction of cutting tools based on support vector regression. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 26(2) :213–223. [84](#)
- Bishop, C. M. (2006a). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer. [x](#), [94](#), [95](#)
- Bishop, C. M. (2006b). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer. [113](#)
- Bocciolone, M., Bucca, G., Collina, A., and Comolli, L. (2013). Pantograph–catenary monitoring by means of fibre Bragg grating sensors : Results from tests in an underground line. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 41(1) :226 – 238. [77](#), [84](#), [88](#)

- Bocciolone, M., Bucca, G., Collina, A., and Mapelli, F. (2004). A test rig for the comparative evaluation of the performance of collector strips. In *Railway engineering conference, London, UK*. xi, 131, 137, 138
- Boffi, P., Cattaneo, G., Amoriello, L., Barberis, A., Bucca, G., Bocciolone, M. F., Collina, A., and Martinelli, M. (2009). Optical Fiber Sensors to Measure Collector Performance in the Pantograph-Catenary Interaction. *IEEE Sensors Journal*, 9(6) :635–640. 62
- Bombardier Transportation (2016). Orbita - Bombardier Transportation. 3
- Bonissone, P. (2006). Knowledge and Time : A Framework for Soft Computing Applications in Prognostics and Health Management (PHM). In *Proc. IPMU*. ix, 14
- Borromeo, S. and Aparicio, J. (2005). Application of computer vision systems to the inspection of contact wire wear. *WIT Transactions on The Built Environment*, 77. 61
- Brahimi, M., Medjaher, K., Leouatni, M., and Zerhouni, N. (2017). Prognostics and Health Management for an Overhead Contact Line System-A Review. *IJPHM Special Issue on Railways & Mass Transportation*, 8(058) :16. 75, 124
- Bruno, O., Landi, A., Papi, M., and Sani, L. (2001a). Phototube sensor for monitoring the quality of current collection on overhead electrified railways. In *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, pages 231–241. 60
- Bruno, O., Landi, A., Papi, M., Sani, L., and Violi, A. G. (2001b). Pantograph-catenary monitoring : correlation between break arcs and harmonics in the traction currents. In *CDROM of The World Conference Railway Research*, volume 1. 75
- Bucca, G. and Collina, A. (2009). A procedure for the wear prediction of collector strip and contact wire in pantograph–catenary system. *Wear*, 266(1-2) :46–59. 132, 133, 154
- Bucca, G. and Collina, A. (2015). Electromechanical interaction between carbon-based pantograph strip and copper contact wire : a heuristic wear model. *Tribology International*, 92 :47–56. xi, 133, 137, 140, 145, 150
- Bucca, G., Collina, A., Manigrasso, R., Mapelli, F., and Tarsitano, D. (2011). Analysis of electrical interferences related to the current collection quality in pantograph–catenary interaction. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 225(5) :483–500. 133
- Byington, C. S., Roemer, M. J., and Galie, T. (2002). Prognostic enhancements to diagnostic systems for improved condition-based maintenance [military aircraft]. In *Aerospace Conference Proceedings, 2002. IEEE*, volume 6, pages 6–6. IEEE. 16
- CAI Board, C. A. I. B. (2003). Columbia accident investigation board report. *online report*, 1. 1

- Camci, F. and Chinnam, R. B. (2010). Health-state estimation and prognostics in machining processes. *IEEE Transactions on automation science and engineering*, 7(3) :581–597. [125](#)
- Carnevale, M. and Collina, A. (2016). Processing of collector acceleration data for condition-based monitoring of overhead lines. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 230(2) :472–485. [77](#), [78](#), [84](#), [88](#)
- Celaya, J. R., Saxena, A., and Goebel, K. (2012). Uncertainty Representation and Interpretation in Model-based Prognostics Algorithms based on Kalman Filter Estimation. page 10. [122](#)
- CENELEC (2002). EN 50318 - Applications ferroviaires - Systèmes de captage du courant - Validation des simulations de l'interaction dynamique entre le pantographe et la caténaire. Technical Report EN 50318, European Committee for Electrotechnical Standardization, rue de Stassart 35, B - 1050 Brussels. [81](#)
- CENELEC (2009). EN 50119 - Railway applications - Fixed installations - Electric traction overhead contact lines. Technical Report EN 50119, European Committee for Electrotechnical Standardization, rue de Stassart 35, B - 1050 Brussels. [54](#)
- CENELEC (2012). EN 50367 - Railway applications - Current collection systems - Technical criteria for the interaction between pantograph and overhead line. Technical Report EN 50367, European Committee for Electrotechnical Standardization, rue de Stassart 35, B - 1050 Brussels. [54](#), [56](#)
- CENELEC (2013a). EN 50149 - Installations fixes - Traction électrique - Fils rainurés en cuivre et cuivre allié. Technical Report EN 50149, European Committee for Electrotechnical Standardization, rue de Stassart 35, B - 1050 Brussels. [128](#)
- CENELEC (2013b). EN 50317 - Railway applications - Current collection systems - Requirements for and validation of measurements of the dynamic interaction between pantograph and overhead contact line. Technical Report EN 50317, European Committee for Electrotechnical Standardization, rue de Stassart 35, B - 1050 Brussels. [54](#), [56](#), [60](#)
- Chantler, M., Coghill, G. M., Shen, Q., and Leitch, R. (1998). Selecting tools and techniques for model-based diagnosis. *Artificial Intelligence in Engineering*, 12(1) :81–98. [73](#)
- Chen, J., Liu, Z., Wang, H., Núñez, A., and Han, Z. (2018). Automatic Defect Detection of Fasteners on the Catenary Support Device Using Deep Convolutional Neural Network. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 67(2) :257–269. [61](#), [77](#)

- Cheng, S., Azarian, M., and Pecht, M. (2008). Sensor system selection for prognostics and health monitoring. In *ASME 2008 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, pages 1383–1389. American Society of Mechanical Engineers. [54](#), [57](#)
- Cheng, S. and Pecht, M. (2009). A fusion prognostics method for remaining useful life prediction of electronic products. In *Automation Science and Engineering, 2009. CASE 2009. IEEE International Conference on*, pages 102–107. IEEE. [126](#)
- Cho, Y. H., Lee, K., Park, Y., Kang, B., and Kim, K.-n. (2010). Influence of contact wire pre-sag on the dynamics of pantograph–railway catenary. *International Journal of Mechanical Sciences*, 52(11) :1471–1490. [77](#)
- Coble, J. B., Ramuhalli, P., Bond, L. J., Hines, W., and Upadhyaya, B. (2012). Prognostics and health management in nuclear power plants : a review of technologies and applications. Technical report, Pacific Northwest National Laboratory (PNNL), Richland, WA (US). [2](#)
- Cocheteux, P., Voisin, A., Levrat, E., and Iung, B. (2009). Prognostic design : requirements and tools. In *11th International Conference on The Modern Information Technology in the Innovation Processes of the Industrial Enterprises,, MITIP 2009*, page CDROM. [14](#), [29](#), [31](#)
- Collina, A., Bruni, S., Facchinetti, A., and Zuin, A. (2015). PCaDA statement of methods. *Vehicle System Dynamics*, 53(3) :347–356. [100](#)
- Collina, A., Fossati, F., Papi, M., and Resta, F. (2007). Impact of overhead line irregularity on current collection and diagnostics based on the measurement of pantograph dynamics. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 221(4) :547–559. [77](#), [81](#), [84](#)
- Collina, A., Lo Conte, A., and Carnevale, M. (2009). Effect of collector deformable modes in pantograph—catenary dynamic interaction. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 223(1) :1–14. [88](#)
- Collina, A., Melzi, S., and Facchinetti, A. (2002). On the prediction of wear of contact wire in OHE lines : a proposed model. *Vehicle System Dynamics*, 37(sup1) :579–592. [132](#)
- Daigle, M. and Goebel, K. (2009). Model-based prognostics with fixed-lag particle filters. In *Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, volume 1, pages 249–261. Citeseer. [125](#)
- Dragomir, O. E., Gouriveau, R., Dragomir, F., Minca, E., and Zerhouni, N. (2009). Review of prognostic problem in condition-based maintenance. In *Control Conference (ECC), 2009 European*, pages 1587–1592. IEEE. [124](#), [127](#)



- Duda, R. O., Hart, P. E., and Stork, D. G. (2012a). *Pattern classification*. John Wiley & Sons. [92](#)
- Duda, R. O., Hart, P. E., and Stork, D. G. (2012b). *Pattern classification*. John Wiley & Sons. [95](#)
- El Koujok, M. (2010). *Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou*. PhD thesis, Université de Franche-Comté. [125](#)
- Elghazel, W., Bahi, J., Guyeux, C., Hakem, M., Medjaher, K., and Zerhouni, N. (2015). Dependability of wireless sensor networks for industrial prognostics and health management. *Computers in Industry*, 68 :1–15. [57](#)
- EUROPAC (2008). Publishable Final Activity Report. Technical Report 012440, European Optimised Pantograph Catenary Interface, rue de Stassart 35, B - 1050 Brussels. [78](#), [81](#)
- Finner, L., Poetsch, G., Sarnes, B., and Kolbe, M. (2015). Program for catenary–pantograph analysis, PrOSA statement of methods and validation according EN 50318. *Vehicle System Dynamics*, 53(3) :305–313. [100](#)
- Fraunhofer-Gesellschaft (2016). Wire Wear - Fraunhofer IPM. [ix](#), [61](#)
- Gasselin, B., Malve, L., Poligne, C., Goulain, L., Nicolini, J., and Millot, G. (2015). *Dispositif de détection d'usure d'un fil de contact d'une caténaire*. Google Patents. [63](#)
- Gaus, N. and Kayser, H. J. (2016). Siemens Digitalization Strategy & Sinalytics Platform. Brochure. [21](#)
- Gouriveau, R., Medjaher, K., and Zerhouni, N. (2016). *From Prognostics and Health Systems Management to Predictive Maintenance 1 : Monitoring and Prognostics*. John Wiley & Sons. [17](#)
- Grall, A., Dieulle, L., Bérenguer, C., and Roussignol, M. (2006). Asymptotic failure rate of a continuously monitored system. *Reliability Engineering & System Safety*, 91(2) :126–130. [125](#)
- Greenwood, J. A. and Williamson, J. P. (1966). Contact of nominally flat surfaces. *Proc. R. Soc. Lond. A*, 295(1442) :300–319. [133](#)
- Hai He, D., Manory, R. R., and Grady, N. (1998). Wear of railway contact wires against current collector materials. *Wear*, 215(1-2) :146–155. 00000. [131](#), [137](#)
- Hall, D. L. and Llinas, J. (1997). An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85(1) :6–23. [57](#)
- Hayasaka, T., Shimizu, M., and Nezu, K. (2009). Development of Contact-Loss Measuring System Using Ultraviolet Ray Detection. *Quarterly Report of RTRI*, 50(3) :131–136. [60](#)

- Heng, A., Zhang, S., Tan, A. C., and Mathew, J. (2009a). Rotating machinery prognostics : State of the art, challenges and opportunities. *Mechanical systems and signal processing*, 23(3) :724–739. [12](#), [123](#)
- Heng, A., Zhang, S., Tan, A. C., and Mathew, J. (2009b). Rotating machinery prognostics : State of the art, challenges and opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(3) :724–739. [123](#)
- Hess, A., Stecki, J. S., and Rudov-Clark, S. D. (2008). The maintenance aware design environment : Development of an aerospace phm software tool. *Proc. PHM08*. [14](#)
- Huang, H.-H. and Chen, T.-H. (2008). Development of method for assessing the current collection performance of the overhead conductor rail systems used in electric railways. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 222(2) :159–168. [76](#)
- Ikeda, M., Nagasaka, S., and Takayuki, A. (2001). A precise contact force measuring method for overhead catenary system. In *WCRR2001, World Congress on Railway Research*, pages 1–10. [88](#)
- Isermann, R. (1997). Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods—an introduction. *Control engineering practice*, 5(5) :639–652. [73](#)
- ISO (2015). ISO 13372 - Surveillance et diagnostic des machines-Surveillance et diagnostic de l'état des machines-Vocabulaire. Technical Report ISO 13372, International Organization for Standardization. [72](#)
- Jardine, A. K., Lin, D., and Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7) :1483–1510. [12](#), [15](#), [16](#), [54](#), [123](#)
- Javed, K. (2014). *A robust & reliable Data-driven prognostics approach based on extreme learning machine and fuzzy clustering*. PhD thesis, Université de Franche-Comté. [121](#)
- Javed, K., Gouriveau, R., and Zerhouni, N. (2014). SW-ELM : A summation wavelet extreme learning machine algorithm with a priori parameter initialization. *Neurocomputing*, 123 :299–307. :2014
- Jaw, L. C. and Merrill, W. (2008). CBM+ research environment-facilitating technology development, experimentation, and maturation. In *Aerospace Conference, 2008 IEEE*, pages 1–6. IEEE. [13](#)
- Jouin, M., Gouriveau, R., Hissel, D., Péra, M.-C., and Zerhouni, N. (2014a). Prognostics of pem fuel cell in a particle filtering framework. *International Journal of Hydrogen Energy*, 39(1) :481–494. [154](#)
- Jouin, M., Gouriveau, R., Hissel, D., Péra, M.-C., and Zerhouni, N. (2014b). Prognostics of PEM fuel cell in a particle filtering framework. *International Journal of Hydrogen Energy*, 39(1) :481–494. [125](#)

- Jwa, Y. and Sonh, G. (2015). Kalman filter based railway tracking from mobile Lidar data. *Proceedings of the ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, La Grande Motte, France*, 28. [60](#)
- Khelif, R., Malinowski, S., Morello, B., and Zerhouni, N. (2014). Unsupervised Kernel Regression Modeling Approach for RUL Prediction. In *Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society (PHM 2014)*, pages 1–7. [125](#)
- Kiessling, F., Puschmann, R., Schmieder, A., and Schneider, E. (2009). *Contact lines for electric railways : planning, design, implementation, maintenance*. John Wiley & Sons. [56](#), [59](#), [179](#)
- Klapas, D., Benson, F. A., Hackam, R., and Evison, P. R. (1988). Wear in simulated railway overhead current collection systems. *Wear*, 126(2) :167–190. [130](#), [131](#)
- Kohno, A., Ooyabu, H., and Soda, N. (1982). EFFECT OF DISCONTACT ARC ON WEAR OF MATERIALS FOR CURRENT COLLECTION. 2. IN THE CASE OF VARIOUS SLIDING VELOCITIES. *Journal of Japan Society of Lubrication Engineers*, 27(7) :527–532. [131](#)
- Kolbe, M., Baldauf, W., and Tiffe, G. (2001). Compact contact force measurement system—online diagnosis of the overhead line system with regular trains. *Proc. WCRR (Cologne)*. [59](#)
- Kubo, S. and Kato, K. (1998). Effect of arc discharge on wear rate of Cu-impregnated carbon strip in unlubricated sliding against Cu trolley under electric current. *Wear*, 216(2) :172–178. [131](#)
- Kumar, S., Torres, M., Chan, Y., and Pecht, M. (2008). A hybrid prognostics methodology for electronic products. In *Neural Networks, 2008. IJCNN 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*. *IEEE International Joint Conference on*, pages 3479–3485. IEEE. [29](#), [31](#), [126](#)
- Kusumi, S., Fukutani, T., and Nezu, K. (2006a). Diagnosis of Overhead Contact Line based on Contact Force. *Quarterly Report of RTRI*, 47(1) :39–45. [59](#)
- Kusumi, S., Fukutani, T., and Nezu, K. (2006b). Diagnosis of Overhead Contact Line based on Contact Force. *Quarterly Report of RTRI*, 47(1) :39–45. [77](#)
- Laffont, G., Roussel, N., Rougeault, S., Boussoir, J., Maurin, L., and Ferdinand, P. (2009). Innovative FBG sensing techniques for the railway industry : application to overhead contact line monitoring. In *20th International Conference on Optical Fibre Sensors*, volume 7503, page 75035K. International Society for Optics and Photonics. [62](#)
- Lamoureux, B. (2014). *Development of an Integrated Approach for PHM - Prognostics and Health Management : Application to a Turbofan Fuel System*. PhD thesis, Ecole nationale supérieure d'arts et métiers - ENSAM. [32](#)

- Lamoureux, B., Massé, J.-R., and Mechbal, N. (2015). Towards an integrated development of PHM systems for aircraft engines : In-design selection and validation of health indicators. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2015 IEEE Conference on*, pages 1–8. IEEE. 30, 31
- Landi, A., Menconi, L., and Sani, L. (2006). Hough transform and thermo-vision for monitoring pantograph-catenary system. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 220(4) :435–447. 62
- Lau, S. (2017). Prognostics Center - Data Repository. 38
- Le Mortellec, A., Clarhaut, J., Sallez, Y., Berger, T., and Trentesaux, D. (2013). Embedded holonic fault diagnosis of complex transportation systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1) :227–240. 20
- Lebold, M., Reichard, K., Byington, C. S., and Orsagh, R. (2002). OSA-CBM architecture development with emphasis on XML implementations. In *Maintenance and Reliability Conference (MARCON)*, pages 6–8. 13, 16, 123
- Lee, J., Wu, F., Zhao, W., Ghaffari, M., Liao, L., and Siegel, D. (2014). Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications. *Mechanical systems and signal processing*, 42(1) :314–334. 29, 31, 50, 123
- Letot, C., Soleimanmeigouni, I., Ahmadi, A., and Dehombreux, P. (2016). An adaptive opportunistic maintenance model based on railway track condition prediction. *IFAC-PapersOnLine*, 49(28) :120 – 125. 125
- Liao, L. and Kottig, F. (2014). 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. 125
- Lim, C. K. R. and Mba, D. (2015). Switching kalman filter for failure prognostic. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 52 :426–435. 154
- Lim, S. C. and Ashby, M. F. (1987). Overview no. 55 wear-mechanism maps. *Acta metallurgica*, 35(1) :1–24. 133
- Liu, R., Yang, B., Zhang, X., Wang, S., and Chen, X. (2016a). Time-frequency atoms-driven support vector machine method for bearings incipient fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 75 :345 – 370. 84
- Liu, Z., Wang, H., Dollevoet, R., Song, Y., Núñez, A., and Zhang, J. (2016b). Ensemble EMD-Based Automatic Extraction of the Catenary Structure Wavelength From the Pantograph-Catenary Contact Force. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(10) :2272–2283. 84

- Liu, Z., Wang, L., Yang, C., and Han, Z. (2017). A High-Precision Loose Strands Diagnosis Approach for Isoelectric Line in High-Speed Railway. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, PP(99) :1–1. [77](#), [86](#), [88](#)
- Lu, X., Shan, S., Tang, G., and Wen, Z. (2016). Survey on the Railway Telematic System for Rolling Stocks. In *Proceedings of the 2015 International Conference on Electrical and Information Technologies for Rail Transportation : Transportation*, pages 645–656. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. [20](#)
- Mangili, F. (2013). *Development of advanced computational methods for Prognostics and Health Management in energy components and systems*. PhD thesis, Italy. [125](#)
- Manory, R. (2001). A novel electrical contact material with improved self-lubrication for railway current collectors. *Wear*, 249(7) :626–636. [131](#), [137](#)
- Manory, R., Sinkis, H., and others (2000). A sliding wear tester for overhead wires and current collectors in light rail systems. *Wear*, 239(1) :10–20. 00061. [131](#), [137](#)
- Massat, J. (2007). *Modélisation du comportement dynamique du couple pantographe-caténaire. Application à la détection de défauts dans la caténaire*. PhD Thesis, Ecole Centrale de Lyon. [4](#), [65](#), [77](#), [81](#), [88](#)
- Massat, J.-P., Balmes, E., Bianchi, J.-P., and Van Kalsbeek, G. (2015). OSCAR statement of methods. *Vehicle System Dynamics*, 53(3) :370–379. [100](#)
- McKinney, W. (2010). Data Structures for Statistical Computing in Python. In Walt, S. v. d. and Millman, J., editors, *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, pages 51 – 56. [97](#)
- Medjaher, K. (2014). *Contribution au pronostic de défaillances guidé par des données*. PhD thesis, Université de Franche-Comté. [17](#)
- Medjaher, K., Tobon-Mejia, D. A., and Zerhouni, N. (2012). Remaining useful life estimation of critical components with application to bearings. *Reliability, IEEE Transactions on*, 61(2) :292–302. [125](#)
- Medjaher, K. and Zerhouni, N. (2013). Hybrid prognostic method applied to mechatronic systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 69(1-4) :823–834. [125](#)
- Meyers, S. D., Kelly, B. G., and O’Brien, J. J. (1993). An introduction to wavelet analysis in oceanography and meteorology : With application to the dispersion of Yanai waves. *Monthly weather review*, 121(10) :2858–2866. [90](#)
- Millar, R. C. (2010). A different approach to implementing PHM based RCM. In *Aerospace Conference, 2010 IEEE*, pages 1–7. IEEE. [13](#)

- Mokhtari, A. (2007). *Diagnostic des systèmes hybrides : développement d'une méthode associant la détection par classification et la simulation dynamique*. PhD thesis, INSA de Toulouse. [74](#)
- Molodova, M., Li, Z., Núñez, A., and Dollevoet, R. (2014). Automatic detection of squats in railway infrastructure. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15(5) :1980–1990. [33](#)
- Monchy, F. and Kojchen, C. (2015). *Maintenance - 4ème édition : Méthodes et organisations pour une meilleure productivité*. Dunod, dunod edition. [12](#)
- Montreuil, F., Kouadio, R., Petitjean, C., Heutte, L., and Delcourt, V. (2008). Automatic extraction of information for catenary scene analysis. In *Signal Processing Conference, 2008 16th European*, pages 1–5. IEEE. [76](#)
- Mualet, C. (1999). *Catenary system measurement apparatus and method*. Google Patents. [63](#)
- Nectoux, P., Gouriveau, R., Medjaher, K., Ramasso, E., Chebel-Morello, B., Zerhouni, N., and Varnier, C. (2012). PRONOSTIA : An experimental platform for bearings accelerated degradation tests. In *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'12.*, pages 1–8. IEEE Catalog Number : CPF12PHM-CDR. :2012
- Niu, G. and Yang, B.-S. (2009). Dempster–Shafer regression for multi-step-ahead time-series prediction towards data-driven machinery prognosis. *Mechanical systems and signal processing*, 23(3) :740–751. [125](#)
- Observatoire de la Métallurgie, O. (2015). Etude prospective de la filière ferroviaire | l'Observatoire des métiers de la métallurgie. [2](#), [3](#)
- Oda, O. and Fujii, Y. (1984). SOME WEAR TESTS AND CONSIDERATIONS ON THE RELATION BETWEEN TROLLEY WIRE WEAR AND PANTOGRAPH SLIDING SPEED. *JOURNAL OF JAPAN SOCIETY OF LUBRICATION ENGINEERS*, 29(1) :66–71. [131](#)
- Orchard, M., Wu, B., and Vachtsevanos, G. (2005). A particle filtering framework for failure prognosis. In *World tribology congress III*, pages 883–884. American Society of Mechanical Engineers. [125](#)
- Oumri, M., Leouatni, M., Chentouf, S. A., and Rachid, A. (2016). INPAC : A New Simulation Tool for the Prediction of Dynamic Interaction between the Pantograph and the Catenary. In Pombo, J., editor, *The Third International Conference on Railway Technology : Research, Development and Maintenance*, Stirlingshire, United Kingdom. Civil-Comp Press. :2016
- Pecht, M. and Gu, J. (2009). Physics-of-failure-based prognostics for electronic products. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 31(3-4) :309–322. [123](#)

- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., and Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn : Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12 :2825–2830. :2011 – 1
- Peng, Y., Dong, M., and Zuo, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in condition-based maintenance : a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 50(1-4) :297–313. [123](#), [124](#)
- Penha, R. L. and Upadhyaya, B. R. (2002). Application of hybrid modeling for monitoring heat exchangers. In *3rd Meeting of the Americas-America’s Nuclear Energy Symposium, (Miami, FL)*. [125](#)
- Petitjean, C., Heutte, L., Delcourt, V., and Kouadio, R. (2009). Extraction automatique de pendules dans des images de caténaire. In *XXIIe colloque GRETSI (traitement du signal et des images), Dijon (FRA), 8-11 septembre 2009*, pages 1–12. GRETSI, Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images. [76](#)
- Pizzigoni, B., Collina, A., Flapp, B., and Melzi, S. (2007). Effect of metallised carbon content of collector strip on the wear of contact wire–collector strip pair in railway systems. *Tribotest*, 13(1) :35–47. [131](#)
- Provan, G. (2003). Prognosis and condition-based monitoring : an open systems architecture. *IFAC Proceedings Volumes*, 36(5) :81–86. [16](#)
- Putallaz, Y. (2007). *Gestion stratégique de la maintenance et de la capacité d’un réseau ferré*. PhD thesis, EPFL, Lausanne. [ix](#), [22](#)
- Reuben, L. C. K. and Mba, D. (2014). Diagnostics and prognostics using switching Kalman filters. *Structural Health Monitoring*, 13(3) :296–306. [125](#)
- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of research and development*, 3(3) :210–229. [83](#)
- Saxena, A., Celaya, J., Balaban, E., Goebel, K., Saha, B., Saha, S., and Schwabacher, M. (2008). Metrics for evaluating performance of prognostic techniques. In *Prognostics and health management, 2008.phm 2008. international conference on*, pages 1–17. IEEE. 00204. [122](#)
- Saxena, A., Roychoudhury, I., Celaya, J., Saha, S., Saha, B., and Goebel, K. (2010). Requirements Specification for Prognostics Performance-An Overview. In *AIAA Infotech@ Aerospace 2010*, page 3398. [29](#), [31](#), [37](#)
- Scanff, E., Feldman, K., Ghelam, S., Sandborn, P., Glade, M., and Foucher, B. (2007). Life cycle cost impact of using prognostic health management (PHM) for helicopter avionics. *Microelectronics Reliability*, 47(12) :1857–1864. [14](#)
- Schwabacher, M. and Goebel, K. (2007). A Survey of Artificial Intelligence for Prognostics. In *Proceedings of AAAI Fall Symposium*. [124](#)

- Shimada, T., Kohida, T., and Satoh, Y. (1997). Development of a Solid Laser Measuring Apparatus of Contact Wire Wear. *Railway Technical Research Institute, Quarterly Reports*, 38(1). 61
- Shing, A. W. and Pascoschi, G. (2006). Contact wire wear measurement and data management. In *Railway Condition Monitoring, 2006. The Institution of Engineering and Technology International Conference on*, pages 182–187. IET. 61
- Shing, W. C. (2011). *A survey of contact wire wear parameters and the development of a model to predict wire wear by using the artificial neural network*. PhD Thesis, City University of Hong Kong. 132
- Si, X.-S., Wang, W., Hu, C.-H., and Zhou, D.-H. (2011). Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches. *European journal of operational research*, 213(1) :1–14. 124
- Siemens (2017). Railigent - Digital Services. 3, 21
- SIGNON, G. (2018). SINAnet und WEBAnet. 141, 147
- Sikorska, J., Hodkiewicz, M., and Ma, L. (2011). Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(5) :1803–1836. 123, 127
- Singleton, R. K., Strangas, E. G., and Aviyente, S. (2015). Extended kalman filtering for remaining-useful-life estimation of bearings. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(3) :1781–1790. 154
- Skov, T., van den Berg, F., Tomasi, G., and Bro, R. (2006). Automated alignment of chromatographic data. *Journal of Chemometrics*, 20(11-12) :484–497. 65
- SNCF (2016). Incidents de sécurité - SNCF Open Data. 47
- Sánchez-Rebollo, C., Carnicero, A., and Jiménez-Octavio, J. R. (2015). CANDY statement of methods. *Vehicle System Dynamics*, 53(3) :392–401. 100
- Song, D., Jiang, Y., and Zhang, W. (2018). Dynamic performance of a pantograph–catenary system with consideration of the contact surface. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F : Journal of Rail and Rapid Transit*, 232(1) :262–274. 78
- Soualhi, A., Medjaher, K., and Zerhouni, N. (2015). Bearing Health Monitoring Based on Hilbert-Huang Transform, Support Vector Machine, and Regression. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 64(1) :52–62. 84
- Swanson, D. C., Spencer, J. M., and Arzoumanian, S. H. (2000). Prognostic modelling of crack growth in a tensioned steel band. *Mechanical systems and signal processing*, 14(5) :789–803. 125



- Tang, L., Orchard, M. E., Goebel, K., and Vachtsevanos, G. (2011). Novel metrics and methodologies for the verification and validation of prognostic algorithms. In *Aerospace Conference, 2011 IEEE*, pages 1–8. IEEE. [32](#)
- The European Commission (2014). Commission Regulation (EU) No 1301/2014 of 18 November 2014 on the technical specifications for interoperability (TSI) relating to the ‘energy’ subsystem of the rail system in the Union. *Official Journal of the European Union*, pages 179–227. [33](#), [54](#), [56](#)
- Theune, N., Bosselmann, T., Kaiser, J., Willsch, M., Hertsch, H., and Puschmann, R. (2010). Online temperature monitoring of overhead contact line at the new German high-speed rail line Cologne Rhine/Main. In *WIT Transactions on State of the Art in Science and Engineering*, volume 1, pages 87–94. WIT Press, 1 edition. [62](#)
- Thurston, M. G. (2001). An open standard for web-based condition-based maintenance systems. In *AUTOTESTCON Proceedings, 2001. IEEE Systems Readiness Technology Conference*, pages 401–415. IEEE. [13](#)
- Tobon-Mejia, D. A., Medjaher, K., and Zerhouni, N. (2012a). CNC machine tool’s wear diagnostic and prognostic by using dynamic Bayesian networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 28 :167–182. [125](#)
- Tobon-Mejia, D. A., Medjaher, K., Zerhouni, N., and Tripot, G. (2010). A mixture of gaussians hidden markov model for failure diagnostic and prognostic. In *Automation Science and Engineering (CASE), 2010 IEEE Conference on*, pages 338–343. IEEE. [125](#)
- Tobon-Mejia, D. A., Medjaher, K., Zerhouni, N., and Tripot, G. (2012b). A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians hidden Markov models. *IEEE Transactions on reliability*, 61(2) :491–503. [123](#), [125](#)
- Tomasi, G., Van Den Berg, F., and Andersson, C. (2004). Correlation optimized warping and dynamic time warping as preprocessing methods for chromatographic data. *Journal of Chemometrics*, 18(5) :231–241. [65](#)
- Torrence, C. and Compo, G. P. (1998). A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological society*, 79(1) :61–78. [90](#)
- Torroja, Y., Garcia, S., Aparicio, J., and Martinez, P. (1993). An artificial vision system used for the measurement of the overhead wire in railway applications. pages 1997–2002. IEEE. [61](#)
- Travé-Massuyès, L. (2014). Bridging control and artificial intelligence theories for diagnosis : A survey. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 27 :1–16. [73](#)
- Travé-Massuyès, L., Dague, P., and Guerrin, F. (1997). *Le raisonnement qualitatif pour les sciences de l’ingénieur*. Hermes. [74](#)

- Tuchband, B., Cheng, S., and Pecht, M. (2007). Technology assessment of sensor systems for prognostics and health monitoring. *Proceedings of IMAPS on Military, Aerospace, Space and Homeland Security : Packaging Issues and Applications (MASH)*. 57
- Tur, M., Baeza, L., Fuenmayor, F. J., and García, E. (2015). PACDIN statement of methods. *Vehicle System Dynamics*, 53(3) :402–411. 100
- Uckun, S., Goebel, K., and Lucas, P. J. (2008a). Standardizing research methods for prognostics. In *Prognostics and Health Management, 2008. PHM 2008. International Conference on*, pages 1–10. IEEE. 13, 123
- Uckun, S., Goebel, K., and Lucas, P. J. (2008b). Standardizing research methods for prognostics. In *International Conference on Prognostics and Health Management, 2008. PHM 2008.*, pages 1–10. IEEE. 29, 31
- UIC (2007). UIC 791-1 - Maintenance guidelines for overhead contact lines. Technical Report UIC791-1, International Union of Railways (UIC), 16, rue Jean Rey 75015 Paris - France. 24
- UIC (2009). UIC 791-2 - Diagnosis of the OCL conditions. Technical Report UIC 792-2, International Union of Railways (UIC), 16, rue Jean Rey 75015 Paris - France. 56, 57
- Vapnik, V. N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer. 93
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K., and Kavuri, S. N. (2003). A review of process fault detection and diagnosis : Part I : Quantitative model-based methods. *Computers & chemical engineering*, 27(3) :293–311. 73
- Villemeur, A. (1988). Sureté de fonctionnement des systèmes industriels : fiabilité-facteurs humains, informatisation. 12
- Vo Van, O., Balmes, E., Capitaine, A., and Lorang, X. (2016). Sensitivity analysis of catenary geometry on current collection quality. In *The Third International Conference on Railway Technology : Research, Development and Maintenance*, pages 1–17. Civil-Comp Press. 100
- Wagner, C., Saalman, P., and Hellingrath, B. (2016). An Overview of Useful Data and Analyzing Techniques for Improved Multivariate Diagnostics and Prognostics in Condition-Based Maintenance. volume 7 of *025*, page 9. 36
- Wagner, R., Maicz, D., Viel, W., Saliger, F., Saliger, C., Horak, R., and Noack, T. (2014). A Fibre Optic Sensor Instrumented Pantograph As Part of a Continuous Structural Health Monitoring System for Railway Overhead Lines. In *EWSHM-7th European Workshop on Structural Health Monitoring*. 62
- Walt, S. v. d., Colbert, S. C., and Varoquaux, G. (2011). The NumPy array : a structure for efficient numerical computation. *Computing in Science & Engineering*, 13(2) :22–30. 97

- Wang, H., Liu, Z., Song, Y., Lu, X., Han, Z., Zhang, J., and Wang, Y. (2016). Detection of Contact Wire Irregularities Using a Quadratic Time-Frequency Representation of the Pantograph-Catenary Contact Force. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(6) :1385–1397. [78](#)
- Widodo, A. and Yang, B.-S. (2007). Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical systems and signal processing*, 21(6) :2560–2574. [84](#)
- Williard, N., He, W., Hendricks, C., and Pecht, M. (2013). Lessons learned from the 787 dreamliner issue on lithium-ion battery reliability. *Energies*, 6(9) :4682–4695. [1](#)
- Worden, K., Staszewski, W. J., and Hensman, J. J. (2011a). Natural computing for mechanical systems research : A tutorial overview. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(1) :4–111. [x](#), [86](#), [87](#)
- Worden, K., Staszewski, W. J., and Hensman, J. J. (2011b). Natural computing for mechanical systems research : A tutorial overview. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(1) :4–111. [64](#)
- Zio, E. (2012). Prognostics and health management of industrial equipment. *Diagnostics and prognostics of engineering systems : methods and techniques*, pages 333–356. [16](#), [127](#)
- Zio, E. and Di Maio, F. (2010a). 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. [123](#)
- Zio, E. and Di Maio, F. (2010b). 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. [125](#)

# Annexe A

## Alimentations électriques

Le tableau et les informations suivantes sont extraits de (Kiessling et al., 2009).

Tableau A.1 – Les différents types d'alimentation électrique en Europe

Pays	Caractéristiques		
	Types d'alimentation électrique	Désaxement (mm)	Largeur de pantographe (mm)
France			
Lignes à grande vitesse	AC 25 kV 50 Hz	200	1450 ou 1600
Lignes conventionnelles	DC 1,5 kV	200	1600 ou 1950
Allemagne			
Lignes à grande vitesse	AC 15 kV 16,7 Hz	300	1600 ou 1950
Lignes conventionnelles	AC 15 kV 16,7 Hz	400	1950
Autriche			
Lignes conventionnelles	AC 15 kV 16,7 Hz	400	1950
Danemark			
Lignes conventionnelles	AC 25 kV 50 Hz	275	1950
Espagne			
Lignes à grandes vitesses	AC 25 kV 50 Hz	300 ou 200	1950 ou 1600
Lignes conventionnelles	DC 3 kV	200	1950
Pays-Bas			
Lignes à grandes vitesses	AC 25 kV 50 Hz	200	1600
Lignes conventionnelles	DC 1,5 kV	350	1600 ou 1950
Portugal			
Lignes conventionnelles	AC 25 kV 50 Hz	200	1450 ou 1600
Italie			
Lignes à grandes vitesses	DC 3kV ou AC 25kV 50Hz	300	1600
Lignes conventionnelles	DC 3kV	300	1600
Belgique			
Lignes à grande-vitesse	AC 25 kV 50 Hz	200	1450 ou 1600
Lignes conventionnelles	DC 3 kV	350	1950
Grande Bretagne			
Lignes à grande vitesse	AC 25kV 50Hz	200	1600
Lignes conventionnelles	DC 0,75kV ou AC 25kV 50Hz	230	1600

## Modélisation pantographe-caténaire

La modélisation des différents éléments de la caténaire est effectuée par des éléments finis tridimensionnels qui sont basés sur la théorie des poutres d'Euler. En discrétisant les équations de mouvement définies par :

$$\left[ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial t}(\rho S \frac{\partial u}{\partial t}) - \frac{\partial}{\partial x}(ES \frac{\partial u}{\partial x}) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial t}(\rho S \frac{\partial v}{\partial t}) + \frac{\partial^2}{\partial x^2}(EI_z) \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} - \frac{\partial}{\partial x}(T \frac{\partial w}{\partial x}) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial t}(\rho S \frac{\partial v}{\partial t}) + \frac{\partial^2}{\partial x^2}(EI_y) \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} - \frac{\partial}{\partial x}(T \frac{\partial w}{\partial x}) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial t}(I_x \frac{\partial^2 \theta}{\partial t^2}) - \frac{\partial}{\partial x}(GJ \frac{\partial \theta}{\partial x}) = 0 \end{array} \right] \quad (\text{B.1})$$

Avec les notations suivantes :

- $S$  : la section d'un élément ( $m^2$ ),  $\rho$  : sa masse linéaire (kg/m), et  $E$  : le module d'Young (Pa).
- $T$  : tension de précontrainte (N).  $f$  : la force de gravitationnelle (N).
- $I_x, I_y, I_z, J$  : Les seconds moments de l'aire de la section transversale (L4).
- $G$  : le module de cisaillement (Pa).

Nous obtenons l'équation de mouvement de la caténaire soumis aux forces extérieures définie par :

$$M_{cat} \ddot{d}(t) + C_{cat} \dot{d}(t) + K_{cat} d(t) = F_{cat}(t) \quad (\text{B.2})$$

Avec  $\ddot{d}, \dot{d}$ , et  $d$  les vecteurs d'accélération, de vitesse et de déplacement de la caténaire. Les matrices  $M_{cat}$  et  $K_{cat}$ , représentent respectivement la matrice de masse globale de la caténaire et la matrice raideur.  $F_{cat}$  représente la force exercée sur la caténaire.

L'amortissement de la caténaire est considéré comme un amortissement de Rayleigh et est exprimé en fonction des matrices de masse et de rigidité comme suit :

$$C_{cat} = \alpha K_{cat} + \beta M_{cat} \quad (\text{B.3})$$

Avec  $\alpha$  et  $\beta$  représentent les coefficients de l'hypothèse de l'amortissement proportionnel, pour la caténaire considérée.

Le pantographe est modélisé par un système masse-ressort équivalent. Le logiciel permet de modéliser le pantographe avec un système à deux ou trois masses. Dans le cadre de nos simulations nous avons utilisé un modèle équivalent à trois masses d'un pantographe de type DSA200. Les trois masses notées  $m_1, m_2, et m_3$  reliées entre elles par un amortisseur et un ressort notés respectivement  $k_1, k_2, k_3$  et  $c_1, c_2, c_3$ . Les déplacements  $q_1, q_2, et q_3$  représentent respectivement le mouvement du cadre articulé et la déformation de la bande de captage.  $F_s$  représente la force statique agissant sur la masse  $m_1$ . Le système est ainsi représenté dans la FIGURE B.1 ci-dessous :

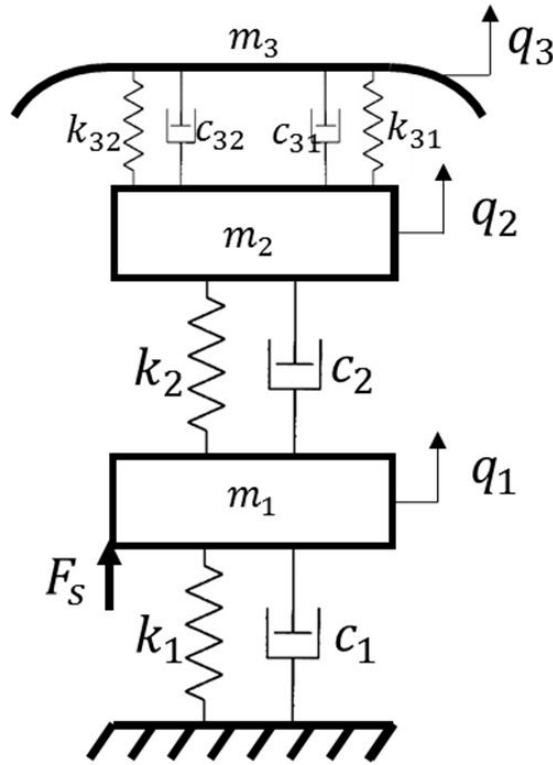


FIGURE B.1 – Illustration de l'angle entre le bras de rappel et l'anti-balançant.

Le système ainsi décrit répond à l'équation suivante :

$$M_{pant}\ddot{q}(t) + C_{pant}\dot{q}(t) + K_{pant}q(t) = F_{pant}(t) \quad (B.4)$$

Avec  $\ddot{q}, \dot{q}, et q$  les vecteurs d'accélération, de vitesse et de déplacement des masses  $m_1, m_2$  et  $m_3$ . Les matrices  $M_{pant}, C_{pant}, et K_{pant}$  représentent respectivement les matrices de masse, d'amortissement et de raideur du système calculées à partir des masses, amortissements et raideurs des trois masses. La force  $F_{pant}(t)$  est un vecteur force composé des forces s'appliquant sur chacune des masses. L'estimation des valeurs des masses, amortissement, et raideurs s'effectue en laboratoire grâce à l'identification de la fonction de transfert du pantographe.

Le contact entre le pantographe et la caténaire est caractérisée par une méthode de pénalité dans le cadre du logiciel INPAC. Ainsi, le contact est modélisé par une raideur  $k_c$ , ce qui nous permet de coupler les équations des deux modèles à l'aide d'une troisième équation permettant de calculer la force de contact  $F_c(t)$  avec :

$$F_c(t) = -k_c(z_{cat}(t) - q_3(t)) \quad (\text{B.5})$$

Où  $z_{cat}$  représente les coordonnées dans la direction  $z$  (axe principal du modèle du pantographe) au point de contact pantographe-caténaire. Il est obtenu en interpolant les déplacements des nœuds de l'élément fil de contact de la caténaire.  $q_3$  représente le déplacement de la tête du pantographe. La force de contact est fonction du mouvement du fil de contact et de la tête du pantographe à la position du point de contact correspondant. Une procédure d'algorithme de Newmark est utilisée pour résoudre les différentes équations différentielles mises en jeu.





# Annexe C

## Comparaison des descripteurs des données de simulations et des données d'essais en ligne

Les figures suivantes représentent le tracé des histogrammes de chaque descripteurs pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange)

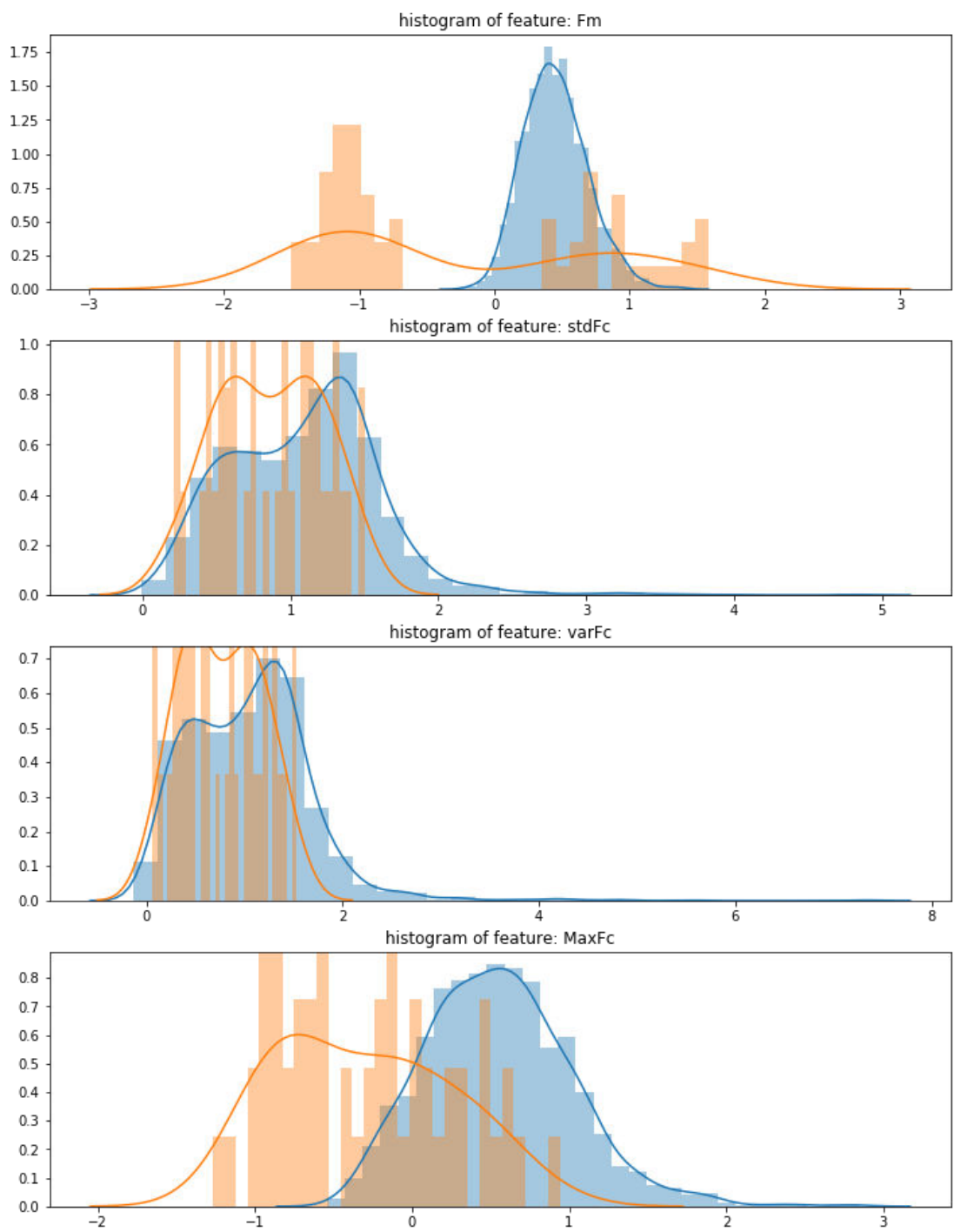


FIGURE C.1 – Histogrammes de descripteurs 1-4 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange).

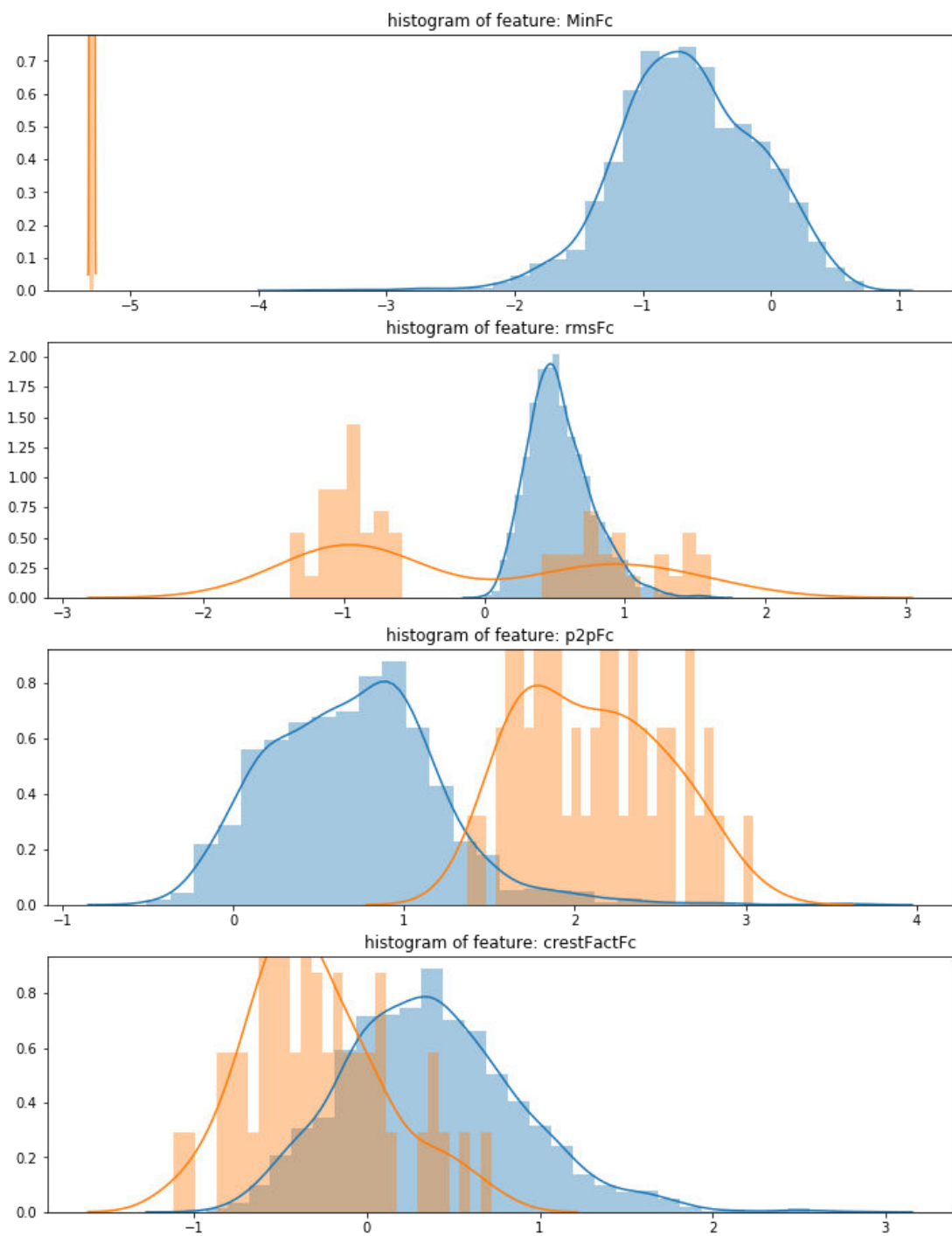


FIGURE C.2 – Histogrammes de descripteurs 5-8 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange).

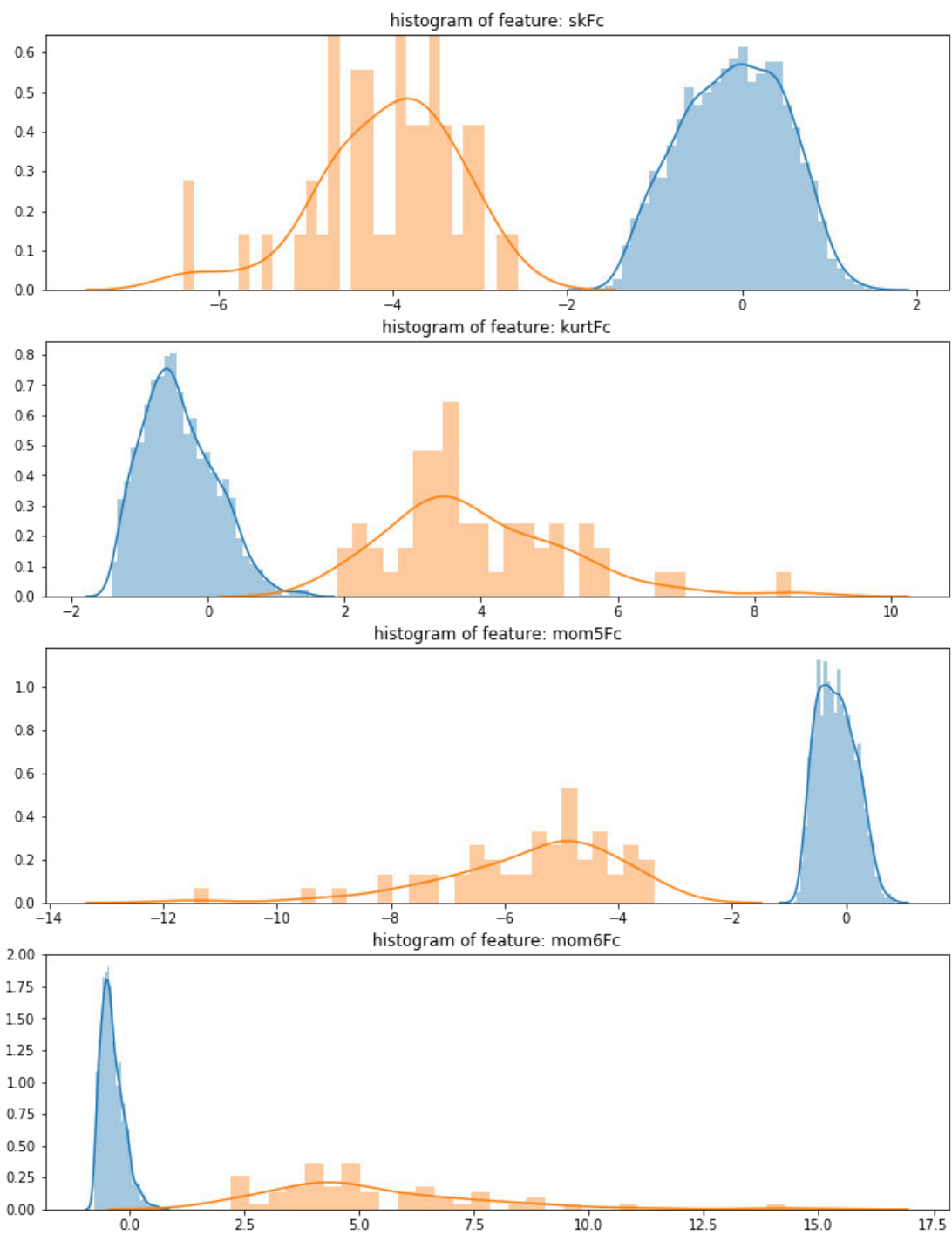


FIGURE C.3 – Histogrammes de descripteurs 9-12 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange).

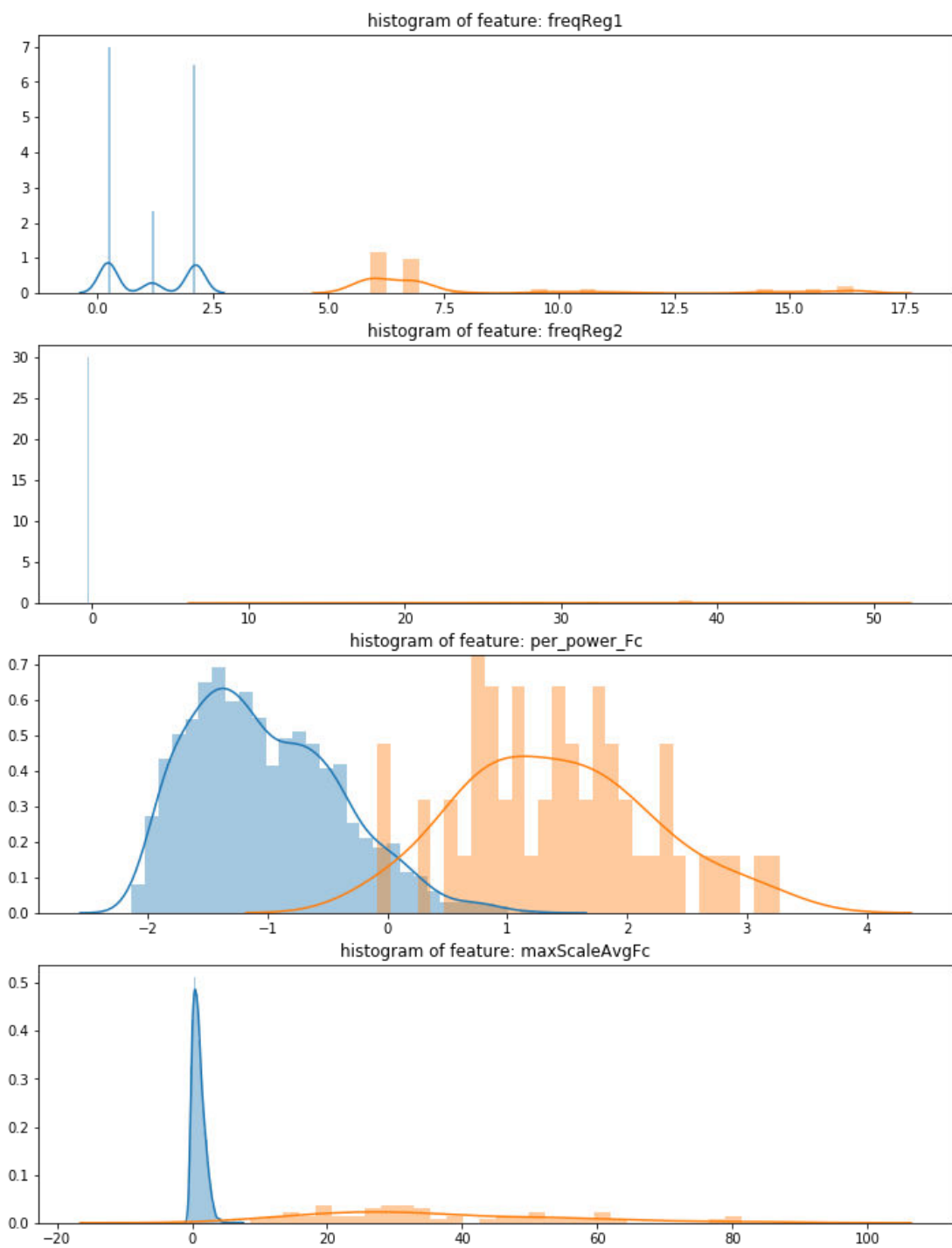


FIGURE C.4 – Histogrammes de descripteurs 13-16 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange).

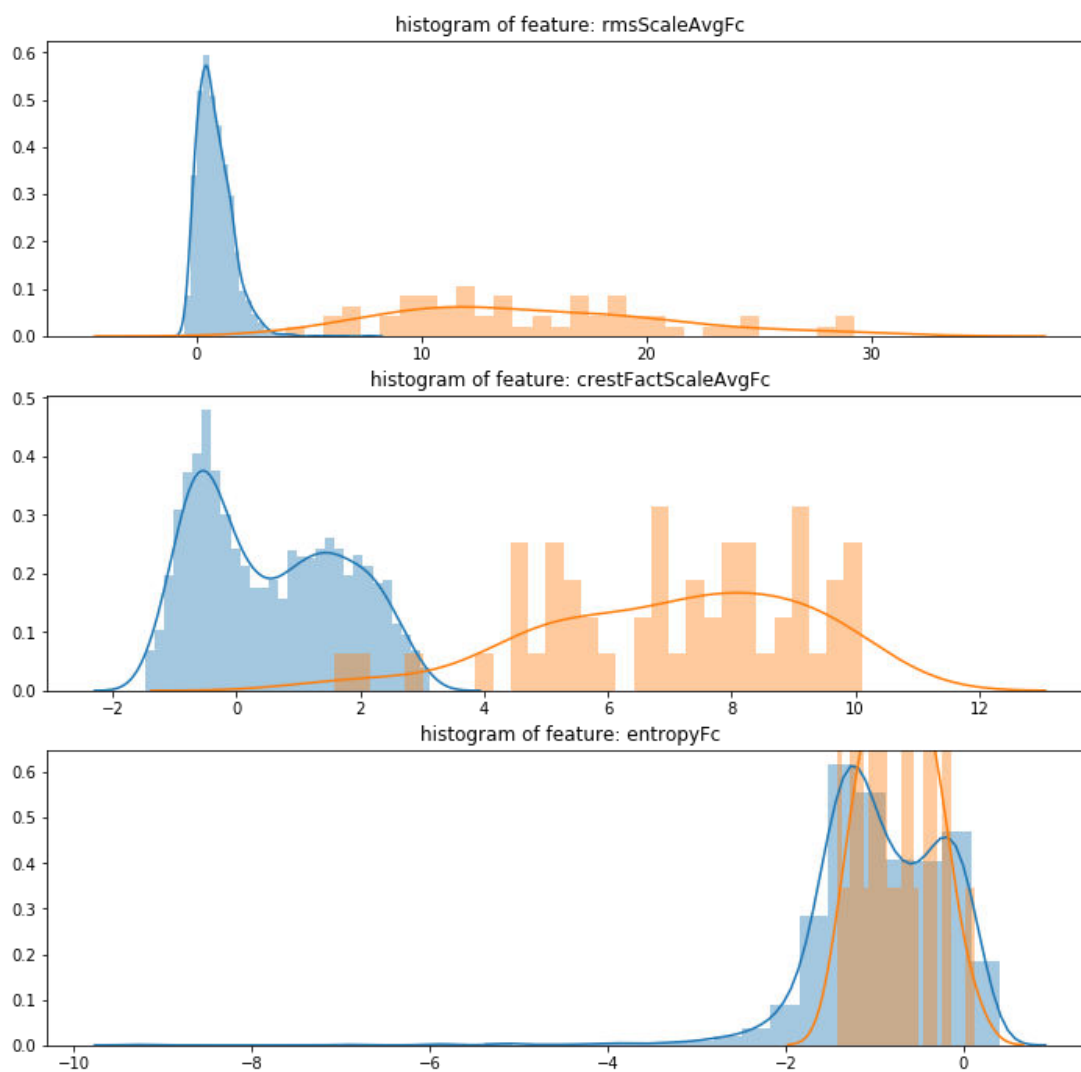


FIGURE C.5 – Histogrammes de descripteurs 17-19 pour les données de simulation (en bleu) et les données d'essais (en orange).





## Abstract:

Developing intelligent systems that can meet the growing needs for transportation is a key competitiveness issue for the different stakeholders in the railway industry. In order to achieve system availability, reliability, and safety objectives, the most currently studied approach is Prognostics and Health Management (PHM). In this thesis, the first contribution consists in formalizing a process for the deployment and development of a PHM system for the railway infrastructure and more particularly for the current collection system. Subsequently, a methodology for the selection of the critical components allowing to meet the PHM objectives is proposed and applied to the catenary system. The second contribution of the thesis deals with the diagnosis of the catenary system. The proposed diagnostic procedure can detect, identify and localize different catenary failure modes from contact force measurements. Finally, the last contribution concerns the development of a prognostic function for the catenary contact wire. This method is based on the use of physical models of contact wire wear and the use of Kalman filter prognostic approach.

## Résumé :

Le développement de systèmes intelligents capables de répondre aux besoins croissants en matière de transport est un enjeu majeur de compétitivité pour les différents acteurs de l'industrie ferroviaire. Afin d'atteindre les objectifs de disponibilité, de fiabilité et de sécurité des systèmes, l'approche la plus étudiée actuellement est le pronostic et la gestion de la santé (PHM). Dans cette thèse, la première contribution consiste à formaliser un processus de déploiement et de développement d'un système PHM pour l'infrastructure ferroviaire et plus particulièrement pour le système de captage de courant. Par la suite, une méthodologie pour la sélection des composants critiques répondant aux objectifs du PHM est proposée et appliquée au système caténaire. La deuxième contribution de la thèse porte sur le diagnostic du système caténaire. La procédure de diagnostic proposée peut détecter, identifier et localiser différents modes de défaillance de la caténaire à partir des mesures de force de contact. Enfin, la dernière contribution concerne le développement d'une fonction de pronostic pour le fil caténaire. Cette méthode est basée sur l'utilisation de modèles physiques d'usure des fils de contact et l'utilisation d'une approche de pronostic par filtre de Kalman.

**Mots-clés :** Prognostic, Data-driven, Machine learning, Prediction, Uncertainty, Pantograph-Catenary, Railway, Reliability, Feature selection, Health assessment, Ensemble, Clustering, Thresholds, Accuracy, RUL.

The logo for the SPIM (École doctorale SPIM) features a stylized 'S' followed by the letters 'PIM' in a large, white, sans-serif font. A yellow horizontal bar is positioned to the left of the 'S'.

■ École doctorale SPIM 16 route de Gray F - 25030 Besançon cedex

■ tél. +33 (0)3 81 66 66 02 ■ [ed-spim@univ-fcomte.fr](mailto:ed-spim@univ-fcomte.fr) ■ [www.ed-spim.univ-fcomte.fr](http://www.ed-spim.univ-fcomte.fr)

The logo of the University of Franche-Comté (UFC) consists of a large 'U' and 'FC' in a bold, black, sans-serif font. Below them, the words 'UNIVERSITÉ DE FRANCHE-COMTÉ' are written in a smaller, black, sans-serif font. A yellow vertical bar is positioned to the left of the 'U'.

