



Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques

UNIVERSITÉ DE FRANCHE-COMTÉ

THÈSE présentée par

Haithem SKIMA

pour obtenir le

Grade de Docteur de
l'Université de Franche-Comté

Spécialité : **Automatique**

Pronostic et algorithmes distribués de décision
post-pronostic dans les systèmes à base de MEMS

Unité de Recherche : FEMTO-ST, UMR CNRS 6174

Soutenue le 28 novembre 2016 devant le Jury :

Mustapha OULADSINE	Rapporteur	Professeur des Universités, UAM, Marseille
Zineb SIMEU-ABAZI	Rapporteur	Maître de conférences HDR, UGA, Grenoble
Lionel AMODEO	Examinateur	Professeur des Universités, UTT, Troyes
Didier EL BAZ	Examinateur	Chargé de recherche HDR, LAAS CNRS, Toulouse
Christophe VARNIER	Directeur de thèse	Maître de conférences HDR, ENSMM, Besançon
Julien BOURGEOIS	Co-encadrant de thèse	Professeur des Universités, UFC/UBFC, Montbéliard
Kamal MEDJAHER	Co-encadrant de thèse	Professeur des Universités, ENIT, Tarbes
Eugen DEDU	Co-encadrant de thèse	Maître de conférences HDR, UFC/UBFC, Montbéliard

*À mes très chers parents
À mes frères & mes sœurs
À toute ma famille*

Remerciements

Au moment où on croit en avoir fini avec la rédaction de la thèse, vient la partie qui n'est pas la plus simple à écrire...

Cette thèse a été pour moi une riche expérience qui ne peut s'achever sans remercier les personnes qui m'ont encadrée, aidée et soutenue durant les trois dernières années. Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de thèse, Christophe Varnier. Merci de m'avoir fait confiance et de m'avoir donné l'opportunité de travailler avec vous.

Je tiens aussi à remercier mes trois co-encadrants, Kamal Medjaher, Eugen Dedu et Julien Bourgeois. Vous avez été d'une disponibilité et d'un soutien sans faille tout au long de la période de thèse. Travailler avec vous a été très motivant et surtout très formateur.

Je remercie chaleureusement les membres de mon jury, les rapporteurs Prof. Mustapha Ouladsine et Dr. Zineb Simeu-Abazi, tout comme les examinateurs Dr. Didier El Baz et Prof. Lionel Amodeo, de m'avoir fait l'honneur de rapporter et d'examiner mes travaux et d'avoir fait le déplacement pour assister à ma soutenance.

Je remercie tout particulièrement le Professeur Noureddine Zerhouni pour son soutien, ses conseils, ses critiques objectives et constructives et pour toutes les discussions que nous avons eues depuis mon arrivée au département AS2M en tant que stagiaire et tout au long de ma thèse. Je voudrais lui témoigner toute ma gratitude.

Je remercie tous les personnels des départements AS2M et DISC de l'institut FEMTO-ST pour l'agréable ambiance de travail et les échanges quotidiens. Un grand merci à Taha, Racha, Wiem, Cyrine, Kamran et Mouloud de m'avoir offert leur amitié et pour tous que nous avons vécu ensemble.

Je voudrais finalement remercier ma famille pour avoir cru en moi et m'avoir toujours soutenu et encouragé tout au long de mon parcours. Je remercie tout particulièrement mes très chers parents, Moncef et Béhija, pour leur irremplaçable et inconditionnel soutien. Sans eux, je n'aurais sans doute pas accompli les travaux présentés dans ce manuscrit. Merci d'avoir fait le déplacement pour assister à ma soutenance, votre présence m'a fait énormément plaisir.

Haithem Skima

Table des matières

Acronymes & notations	xvii
Introduction générale	1
1 Le PHM : Définition, contexte et étude bibliographique	7
1.1 Introduction	9
1.2 Les différentes politiques de maintenance	9
1.2.1 La maintenance corrective	10
1.2.2 La maintenance préventive	11
1.3 Le processus PHM	13
1.3.1 Observation	14
1.3.2 Analyse	14
1.3.3 Action	15
1.3.4 Liens entre les modules de PHM	15
1.4 Le pronostic de défaillances	17
1.4.1 Définition	17
1.4.2 Pronostic et incertitude	17
1.4.3 Mesures de performance du système de pronostic	18
1.5 Les approches de pronostic	21
1.5.1 Pronostic basé sur un modèle physique	22
1.5.2 Pronostic guidé par les données de surveillance	24
1.5.3 Pronostic hybride	27
1.6 Choix des composants critiques et définition des grandeurs physiques à surveiller	30
1.6.1 Choix des composants critiques	30
1.6.2 Définition des grandeurs physiques à surveiller	31
1.7 Synthèse	32
1.8 Conclusion	34

2 Vers le PHM des MEMS	37
2.1 Introduction	38
2.2 Micro-Electro-Mechanical Systems : MEMS	38
2.2.1 Définition	38
2.2.2 Classification des MEMS	39
2.2.3 Actionnement dans les MEMS	39
2.2.4 Domaines d'application	41
2.2.5 Marché des MEMS	43
2.3 Fiabilité des MEMS	44
2.3.1 Les mécanismes de défaillance des MEMS	46
2.3.2 Classification des mécanismes de défaillance	50
2.3.3 Les tests de vieillissement accéléré	51
2.3.4 Les modèles de fiabilité prédictive	52
2.4 De la fiabilité au PHM des MEMS	53
2.5 Conclusion	55
3 Pronostic des MEMS	57
3.1 Introduction	58
3.2 Un nouvel axe de recherche	58
3.3 Les spécificités des MEMS	60
3.4 Surveillance des MEMS	61
3.5 Choix de l'approche de pronostic	62
3.6 Architecture de l'approche de pronostic hybride proposée	63
3.6.1 Mesures	64
3.6.2 Construction du modèle de comportement nominal	65
3.6.3 Génération du modèle de dégradation	65
3.6.4 Seuil de défaillance	66
3.6.5 Pronostic	68
3.6.6 Prise de décision	68
3.7 Outil de pronostic	68
3.8 Pronostic basé sur le filtrage particulaire	69
3.8.1 Estimation d'état bayésienne non-linéaire	69
3.8.2 Le filtrage particulaire et son principe de fonctionnement	71
3.8.3 Le filtrage particulaire pour le pronostic	73
3.9 Conclusion	79
4 Algorithme distribué de décision post-pronostic	81
4.1 Introduction	83
4.2 La décision post-pronostic	83
4.2.1 Définition	84
4.2.2 Typologie des décisions au sein du PHM	84
4.2.3 Travaux liés à la décision post-pronostic	85
4.2.4 Décision post-pronostic dans les systèmes distribués	88
4.3 Convoyeur à base de MEMS distribués	89

4.3.1	Description du convoyeur	89
4.3.2	Modélisation du convoyeur	90
4.3.3	Mission du convoyeur	93
4.4	Algorithme au niveau d'un bloc	95
4.4.1	Algorithme de Dijkstra	96
4.4.2	Algorithme de Dijkstra modifié	97
4.5	Simulation distribuée	98
4.5.1	Systèmes et algorithmes distribués	99
4.5.2	Le simulateur <i>DiMEMS</i>	101
4.6	Première mise en œuvre et résultats de simulation	105
4.6.1	Premier modèle basique considéré	105
4.6.2	Simulations réalisées et données générées	105
4.6.3	Quel critère principal optimiser ?	107
4.6.4	Évolution du chemin optimal	108
4.6.5	Position et nombre optimal de sources	109
4.7	Conclusion	113
5	Application et résultats	115
5.1	Introduction	116
5.2	Convoyeur à base de MEMS distribués	116
5.2.1	La valve MEMS	117
5.2.2	Le smart block	120
5.2.3	Le système de convoyage	122
5.3	Mise en œuvre de l'approche de pronostic	124
5.3.1	Modélisation physique du MEMS	125
5.3.2	Plateforme expérimentale de PHM des MEMS	127
5.3.3	Tests de vieillissement accéléré	130
5.3.4	Acquisition des données	133
5.3.5	Modèle de dégradation	141
5.3.6	Pronostic à base du filtre particulaire SIR	143
5.4	Décision post-pronostic	147
5.4.1	Mise en œuvre dans le simulateur DiMEMS	147
5.4.2	Résultats	152
5.5	Conclusion	154
6	Conclusions et perspectives	157
Bibliographie		163

Table des figures

1	Miniaturisation des systèmes	1
2	Structure de la thèse	6
1.1	Les différentes politiques de maintenance.	10
1.2	Les différentes étapes du processus PHM.	14
1.3	Complémentarité des activités de détection, diagnostic et pronostic [64, 131]	16
1.4	Illustration du RUL	18
1.5	Mesures de performances du système de pronostic : (a) <i>exactitude et précision</i> et (b) <i>opportunité</i> [65].	20
1.6	Principe du pronostic basé sur un modèle physique.	23
1.7	Exemple de pronostic basé sur un modèle [106].	24
1.8	Principe du pronostic guidé par les données.	25
1.9	Exemple de pronostic guidé par les données [89].	27
1.10	Approches de pronostic hybride [122].	28
1.11	Exemple de pronostic hybride [134].	29
1.12	Étapes avant le PHM.	30
1.13	Exemple de choix des composants critiques.	30
1.14	Classification des approches de pronostic.	32
2.1	Applications des MEMS en automobile.	42
2.2	(a) Capteur de pression et (b) accéléromètre et (c) gyroscope.	42
2.3	Évolution du marché des MEMS entre 2012 et 2018 (Yole Développement). .	43
2.4	Cartographie des laboratoires qui travaillent sur la fiabilité des MEMS. .	44
2.5	Méthodologie d'étude de la fiabilité des MEMS (adaptée de [187] et [186]).	45
2.6	(a) Collage du doigt d'un actionneur Comb-drive sur le substrat [187]; (b) collage du bras chaud d'un actionneur électro-thermique [40].	47
2.7	Fracture dans des micro-structures suspendues (a) doigts de peignes interdigités; (b) ressort de suspension [30].	47
2.8	Fluage de deux poutres clairement visible au milieu [77].	48
2.9	Usure au niveau de l'engrenage d'un micro-moteur [187].	49

2.10	Contamination au niveau d'un actionneur comb-drive d'un micro moteur [187].	50
2.11	ESD dans un actionneur électrostatique : le doigt de l'actionneur touche le substrat à cause de l'ESD [202].	50
2.12	Défaillance liées à l'utilisation ou à la fabrication.	51
2.13	Défaillances mécaniques, électriques et dues aux matériaux.	51
2.14	Évolution de la performance d'un système dans le cadre de l'étude de fiabilité.	54
3.1	Micro-pince FT-G100 de FemtoTools.	59
3.2	Plateforme expérimentale montée pour effectuer les tests de vieillissement accéléré des micro-pinces - Département AS2M - FEMTO-ST.	59
3.3	Accéléromètre MEMS.	60
3.4	Déplacement en fonction de la tension d'actionnement de quatre actionneurs électrothermiques.	61
3.5	Exemples d'instruments qui peuvent être utilisés pour surveiller les MEMS.	62
3.6	L'approche de pronostic hybride proposée	63
3.7	Exemple de prise de mesure d'une micro-pince MEMS à l'aide d'un interféromètre.	64
3.8	Courbe de vieillissement d'un actionneur électro-thermique en chevron [125].	66
3.9	Courbe de vieillissement d'un actionneur électro-thermique en forme de U [142].	67
3.10	Illustration de l'estimation du RUL.	67
3.11	Les deux étapes de l'estimation d'état bayésienne non-linéaire.	71
3.12	Exemples d'application du filtrage particulaire dans le domaine de tracking.	71
3.13	Les étapes du filtrage particulaire.	74
3.14	Principe du pronostic à base du filtre particulaire.	75
3.15	Étapes de pronostic intégrant le FP SIR (adapté de [165]).	76
3.16	Illustration des trois étapes du FP SIR utilisant le ré-échantillonnage systématique (X : état du système et W : poids de particule).	78
4.1	Schématisation sous forme de schéma-bloc de la décision post-pronostic.	83
4.2	Typologie des décisions au sein du PHM.	84
4.3	Décisions post-pronostic dans un système modulaire distribué.	88
4.4	Convoyeur d'objets sans contact développé dans le cadre du projet « Smart-Blocks ».	90
4.5	Surface composée de 9 <i>smart blocks</i>	92
4.6	Représentation de la communication entre un bloc et ses quatre voisins.	92
4.7	Illustration d'un chemin entre le bloc source <i>S</i> et le bloc destination <i>D</i>	93
4.8	Exemple d'une surface de 9 blocs avec des valeurs aléatoires de RUL et de temps de transfert.	94
4.9	Exécution synchrone et asynchrone d'un algorithme distribué : (a) exécution synchrone et (b) exécution asynchrone.	100

4.10	Exemple de récupération de valeurs par les blocs dans une surface composée par 4 blocs.	103
4.11	Fonctionnement distribué de la surface de convoyage.	104
4.12	Étapes effectuées par chaque bloc.	104
4.13	Surface initiale de dimension $4 * 5$ présentée sous forme d'un graphe non orienté pondéré.	107
4.14	Temps de transfert de l'objet de la source à la destination en fonction de nombre d'objets transportés en changeant le critère principal.	108
4.15	RUL du chemin en fonction de nombre d'objets transportés en changeant le critère principal.	108
4.16	Évolution du chemin optimal en RUL pour une source.	109
4.17	Évolution du chemin optimal en RUL pour deux sources : (a) les chemins pris quand les objets entrent par la source b_1 et (b) quand les objets entrent par la source b_{16} .	110
4.18	Évolution du chemin optimal pour plusieurs sources : (a)-(d) présentent tous les chemins pris pour toutes les sources.	110
4.19	Temps de transfert total en fonction du nombre d'objets transportés pour les trois simulations.	111
4.20	RUL moyen de la surface en fonction du nombre d'objets transportés pour les trois simulations.	111
5.1	Prototype du convoyeur développé dans le cadre du projet « SmartBlocks » - département AS2M - FEMTO-ST [37].	117
5.2	Valve MEMS à actionnement électrothermique conçue par la compagnie DunAn Microstaq [136] (les dimensions sont en millimètres).	118
5.3	Vue éclatée de la valve MEMS montrant ses trois couches de silicium.	118
5.4	Schéma illustrant le déplacement de la membrane (en blanc) à travers le port <i>normally closed</i> à différentes valeurs de tension.	119
5.5	Schéma illustrant le déplacement de la membrane (en blanc) à travers le port <i>normally open</i> à différentes valeurs de tension.	119
5.6	Déplacement de la membrane de la valve en fonction de la tension d'entrée.	120
5.7	Une conception du smart block.	121
5.8	(a) Les quatre chambres contenant les valves MEMS et (b) Le principe de transport d'objet par un bloc.	121
5.9	(a) Un <i>blinky block</i> et (b) Un prototype fabriqué d'un <i>smart block</i> .	122
5.10	Une illustration d'un convoyeur composé de plusieurs blocs.	123
5.11	Schéma synoptique illustrant les liens entre les différentes parties.	124
5.12	Vue schématique de l'actionneur électrothermique en <i>chevron</i> .	125
5.13	États fermé et ouvert de la valve.	125
5.14	Variation de la température en fonction de la tension d'entrée.	127
5.15	Plateforme expérimentale - Département AS2M - FEMTO-ST.	129
5.16	Support conçu pour fixer le MEMS dans la plateforme expérimentale.	129
5.17	Interface Labview pour la mesure de la température.	131
5.18	Schéma synoptique de la plateforme expérimentale.	132

5.19	MEMS ajusté en dessous de la caméra.	133
5.20	Réponse temporelle du MEMS fonctionnant avec un signal carré d'amplitude 8 V et de fréquence 1 Hz. Les deux images de la membrane 1 et 2 sont prises par la caméra à travers l'orifice <i>normally closed</i> . À 8 V la membrane bouge (image 1) pour créer une sortie d'air (partie cerclée). À 0 V la membrane revient à sa position initiale (image 2) et ferme la sortie d'air.	134
5.21	Réponses expérimentale et estimée du système.	135
5.22	(a) Image prise par la caméra montrant l'état dégradé de la membrane et (b) image prise par le MEB montrant la contamination au niveau de l'orifice <i>nomally closed</i> .	136
5.23	Résultats expérimentaux de la deuxième campagne (8 V).	137
5.24	Évolution du déplacement en fonction de la tension à 0 cycle (deuxième campagne).	137
5.25	Changement de la fréquence pour cycler et pour prendre les mesures.	138
5.26	Résultats expérimentaux de la troisième campagne (12 V).	139
5.27	Évolution du déplacement en fonction de la tension à 0 cycle (troisième campagne).	139
5.28	Résultats expérimentaux de la quatrième campagne (12 V).	140
5.29	Évolution du déplacement en fonction de la tension à 0 cycle (quatrième campagne).	140
5.30	Filtrage des données expérimentales brutes en utilisant le filtre <i>rloess</i> .	142
5.31	Exemple de prédiction pour un apprentissage de 60 jours.	145
5.32	Évolution du RUL dans le temps.	145
5.33	Évolution de la PDF du RUL dans le temps.	146
5.34	Estimation du RUL pour tous les MEMS.	147
5.35	Illustration de la connexion entre les blocs contenant quatre valves MEMS.	148
5.36	Déplacement en fonction de la tension d'entrée à différents nombres de cycles réalisés (pour une seule valve testée).	149
5.37	Scénario 1 : surface initiale homogène de dimension 4 * 9.	152
5.38	Scénario 2 : surface initiale homogène de dimension 4 * 9.	153
5.39	Scénario 3 : surface initiale hétérogène de dimension 4 * 9.	153
5.40	Nombre de MEMS défaillants en fonction du nombre d'objets transportés.	154

Liste des tableaux

1.1	Exemples de grandeurs physiques à surveiller [32].	31
1.2	Résumé sur les avantages et les inconvénients des trois approches de prédictive.	33
2.1	Catégories et exemples des MEMS.	40
2.2	Prédiction du taux de défaillance pour différents niveau de confiance.	53
3.1	Différents types du filtre particulaire.	72
3.2	Différents algorithmes de ré-échantillonnage.	73
4.1	Exemples d'algorithmes pour résoudre le problème du plus court chemin (V le nombre de sommets et A le nombre d'arêtes dans le graph).	95
4.2	Tableau résumant les différentes simulations réalisées.	106
4.3	Tableau résumant les valeurs de RUL et de temps de transfert des sources au début et à la fin des trois simulations.	112
5.1	Caractéristiques de la valve MEMS.	120
5.2	Valeurs numériques pour calculer la constante β	127
5.3	Valeurs numériques des paramètres identifiés du système (ces valeurs concernent une seule mesure).	134
5.4	Campagnes de tests réalisées.	135
5.5	Valeurs numériques des paramètres du modèle exponentiel (campagne 2).	142
5.6	R^2 pour les trois campagnes de test.	143
5.7	Erreur maximum relative et horizon de prédiction.	146
5.8	Different scenarios de simulation.	151

Liste des algorithmes

1	Filtre particulaire SIR	76
2	Ré-échantillonnage systématique	77
3	Algorithme de <i>Dijkstra</i>	97
4	Algorithme de <i>Dijkstra</i> modifié.	98
5	Algorithme exécuté de façon asynchrone par chaque bloc.	104
6	Pseudo-code de l'algorithme de traitement d'image.	131

Acronymes & Notations

CBM	<i>Condition-Based Maintenance</i>
PHM	<i>Prognostics & Health Management</i>
RUL	<i>Remaining Useful Life</i>
TTF	<i>Time To Failure</i>
MEMS	<i>Micro-Electro-Mechanical System</i>
HI	<i>Health Indicator</i>
SIR	<i>Sampling Importance Re-sampling</i>
SIS	<i>Sequential Importance Sampling</i>
FP	Filtre Particulaire
DiMEMS	<i>Distributed MEMS</i>
IHM	Interface Homme-Machine
ANN	<i>Artificial Neural Networks</i>
IBL	<i>Instance Based Learning</i>
AI	<i>Artificial Intelligence</i>
WPD	<i>Wavelet Packet Decomposition</i>
MoG-HMM	<i>Mixture of Gaussians Hidden Markov Models</i>
ESD	<i>ElectroStatic Discharge</i>
EOS	<i>Electrical OverStress</i>
MEB	Microscope Électronique à Balayage
AFM	Atomic Force Microscope
RLOESS	<i>Robust LOcal regrESSion filter</i>
FT	<i>Failure Threshold</i>
PDF	<i>Probability Density Function</i>
CDF	<i>Cumulative Distribution Function</i>

t_f	Instant auquel la dégradation est prédite
t_p	Instant auquel une prédition est déclenchée
t_d	Instant auquel une dégradation est détectée
k_r	Raideur
E	Module du Young
A	Section du bras de l'actionneur
θ	Angle d'inclinaison du bras de l'actionneur
h	Coefficient d'expansion thermique
d	Déplacement
I	Courant
K	Gain statique
ΔT	Variation de la température
U	Tension d'entrée
τ	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
λ et μ	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

La miniaturisation des systèmes est devenue un défi dans de nombreux secteurs industriels. En effet, elle permet la réduction de l'espace occupé, du poids, des prix et de la consommation d'énergie et de matière. Dans l'automobile, l'aérospatiale, le médical, la télécommunication et même les applications militaires, les systèmes et équipements intègrent de plus en plus de fonctions dans un volume de plus en plus réduit. Par exemple, aujourd'hui on est passé du satellite au micro-satellite et les téléphones portables sont de plus en plus petits et fins (figure 1). Cette miniaturisation est rendue possible grâce à l'utilisation des micro-systèmes électromécaniques, en anglais *Micro-Electro-Mechanical Systems (MEMS)*.



(a) : Micro-satellite *swisscube*
lancé le 23 septembre 2009 [184]. (b) : Évolution du téléphone portable.

FIGURE 1 – Miniaturisation des systèmes.

Les *MEMS* sont de plus en plus utilisés dans les systèmes industriels où ils assurent des rôles importants d'actionnement, de contrôle ou de détection. Toutefois, la complexité de ces dispositifs multiplie les risques de leurs défaillances, qui peuvent avoir des répercussions négatives sur la disponibilité et la fiabilité des systèmes dans lesquels ils sont utilisés. À titre d'exemple, la défaillance de l'accéléromètre qui déclenche l'*Airbag* dans les voitures peut causer des dégâts humains. Il est donc indispensable de continuel-

lement surveiller ces micro-systèmes pour pouvoir détecter les défauts et les dégradations dès leur apparition, suivre leur évolution et agir avant leur défaillance de manière efficace afin d'éviter les situations indésirables, voire catastrophiques sur les plans humain, économique et environnemental. Pour ce faire, il est nécessaire de mettre en œuvre une démarche scientifique impliquant différentes tâches telle que l'acquisition de données de surveillance, la modélisation, l'analyse et l'aide à la décision. Ces tâches font partie du processus communément appelé *Prognostics & Health Management (PHM)*. en français, le *PHM* peut être traduit en pronostic et gestion de l'état de santé des systèmes industriels.

Le *PHM* est largement appliqué dans les systèmes industriels, soit pour des composants ou pour des systèmes complets. Malgré ses avantages, à notre connaissance, il n'existe pas de contributions qui implémentent le *PHM* pour les *MEMS*.

Les travaux de thèse présentés dans ce manuscrit font partie d'un projet financé par la région Franche-Comté intitulé *PHM* des *MEMS* distribués. L'objectif du projet est de rendre un système à base de *MEMS* distribué intelligent en intégrant des modules d'évaluation et de prédiction de l'état de santé du système et des capacités d'auto-adaptation dépendant des missions que le système doit accomplir. Deux problématiques majeures doivent être étudiées :

1. la première concerne le pronostic de défaillances des *MEMS* : il s'agit de mettre en œuvre des méthodes pour l'évaluation de l'état de santé, et pour la prédiction de la durée de vie restante avant défaillance (*Remaining Useful Life : RUL*) ;
2. la deuxième problématique concerne la décision post-pronostic : il s'agit de concevoir des méthodes et des algorithmes pour l'échange d'informations dans le système distribué et pour la décision d'actions à mettre en œuvre afin de maximiser la durée de vie du système et assurer un niveau de performance souhaité.

Les problématiques du pronostic de défaillances des *MEMS* restent les mêmes que celles rencontrées pour les macro-systèmes, avec cependant les spécificités liées au micro-monde à considérer. Pour résoudre ce problème, nous proposons une approche de pronostic qui peut être appliquée à plusieurs catégories de *MEMS*. Cette approche utilise des données de surveillance afin d'évaluer l'état de santé d'un *MEMS* et estimer son *RUL*.

La deuxième problématique consiste à utiliser les résultats produits par l'approche de pronostic pour mettre en place un plan d'actions incluant les interventions de maintenance, la reconfiguration de missions et/ou du système et la commande. La plupart des travaux traitant de la décision post-pronostic se concentrent sur des applications mettant en jeu un seul système ou équipement. Contrairement à ces travaux, nous visons l'application de la décision post-pronostic aux systèmes distribués contenant un grand nombre de *MEMS*. Nous allons ainsi proposer une stratégie de décision post-pronostic pour les systèmes distribués à base de *MEMS*. Dans le cadre de cette thèse, nous proposons une application sur un système modulaire : un convoyeur contenant des *MEMS* distribués. Ce Système est conçu pour transporter des objets sans contact, par lévitation pneumatique. Il est composé d'une matrice de blocs décentralisés et autonomes, appelés *smart blocks* (ou blocs intelligents).

L'objectif est d'ajouter aux *smart blocks* une capacité d'évaluation de l'état de santé, d'estimation du *RUL* et de prise de décision post-pronostic en intégrant des algorithmes de pronostic et de décision post-pronostic. En effet, on vise à optimiser l'utilisation du système global et à assurer la continuité de son fonctionnement en prenant des décisions en fonction de l'état de santé de ses *smart blocks*. Afin de valider la performance de l'approche de pronostic et de la stratégie de décision post-pronostic proposées, un système de convoyage sera considéré. Ainsi, un cycle complet de *PHM* sera présenté.

Contributions de la thèse

Les différentes contributions de cette thèse sont les suivantes :

- proposition d'une approche de pronostic hybride pour les *MEMS* ;
- proposition d'une stratégie de décision post-pronostic pour les systèmes modulaires distribués ;
- développement d'un algorithme distribué de décision ;
- développement d'un simulateur de décision post-pronostic distribuée ;
- mise en place d'une plateforme expérimentale pour l'acquisition de données ;
- estimation du *RUL* et validation de l'approche de pronostic proposée ;
- mise en œuvre de la décision post-pronostic en ligne dans un système modulaire distribué.

Organisation du manuscrit

Le manuscrit de thèse est organisé en six chapitres. Dans un premier temps, les travaux de recherche sont positionnés par rapport à la littérature traitant du *PHM* et de la fiabilité des *MEMS*. Dans un deuxième temps, une approche de pronostic pour les *MEMS* est proposée. Dans un troisième temps, la décision post-pronostic dans les systèmes modulaires distribués est abordée. Finalement, une application de l'approche de pronostic et de décision post-pronostic est présentée. La figure 2 illustre la structure de la thèse.

Le **chapitre 1** traite de l'émergence du *PHM* par le biais d'un survol de l'évolution des différentes politiques de maintenance. Les différentes étapes du processus de *PHM* sont ensuite introduites, avec une focalisation particulière sur l'étape centrale qui est le pronostic. Les différentes approches de pronostic ainsi que quelques exemples d'application de chaque approche sont présentés. Les deux principales étapes qui précèdent l'application du *PHM*, qui sont l'identification des composants critiques et la définition des grandeurs physiques à surveiller, sont également décrites. Une synthèse de l'étude bibliographique sur le *PHM* est donnée à la fin du chapitre. Cette synthèse montre que les approches de pronostic sont largement appliquées pour les systèmes industriels, mais pas pour les *MEMS*.

Le **chapitre 2** aborde dans sa première partie la définition des *MEMS*, leur classification, leurs différentes fonctions, les domaines d'application et l'évolution de leur marché. Ensuite, dans une seconde partie, une étude bibliographique sur les travaux réalisés dans

le cadre de la fiabilité des *MEMS* est présentée. Enfin, la dernière partie de ce chapitre montre l'intérêt de développer le PHM pour ces micro-systèmes plutôt que d'étudier leur fiabilité, qui est l'objet de l'étude présentée dans ce manuscrit.

Le **chapitre 3** présente l'approche de pronostic proposée pour les *MEMS*. Il aborde l'initiation de la thématique de PHM des *MEMS* dans notre laboratoire de recherche puis donne les différentes spécificités des *MEMS* par rapport aux macro-systèmes ainsi que le choix de l'approche de pronostic appropriée. L'approche de pronostic proposée est une approche de pronostic hybride. Elle repose sur le principe de deux phases : une phase hors ligne et une phase en ligne. L'architecture de cette approche ainsi que ses différentes étapes sont présentées. Le filtre particulaire est ensuite sélectionné comme outil d'estimation et de pronostic qui peut être utilisé dans cette approche. Avant de faire le choix du filtre particulaire à utiliser, nous avons souhaité donner quelques détails sur le filtrage particulaire en général.

Le **chapitre 4** propose une stratégie de décision post-pronostic pour les systèmes à base de *MEMS* distribués. La décision post-pronostic est tout d'abord définie. La typologie des décisions au sein du *PHM* est ensuite présentée. Les principaux types de décision post-pronostic mis en œuvre dans la littérature, que sont l'optimisation de la maintenance, la commande et la reconfiguration de missions, sont introduits. Une première mise en œuvre de cette stratégie dans un système de convoyage à base de *MEMS* distribués est introduite. Un algorithme de décision ainsi qu'un simulateur distribué sont ensuite présentés à la fin du chapitre.

Le **chapitre 5** est consacré à l'application de l'approche de pronostic proposée et de la stratégie de décision post-pronostic dans le convoyeur à base de *MEMS* distribués. L'approche de pronostic est appliquée sur une valve *MEMS* à actionnement électrothermique utilisée dans le convoyeur pour contrôler le flux d'air permettant de transporter des objets. Les différents composants du convoyeur (la valve et le *smart block*) sont tout d'abord présentés. Les étapes de l'approche de pronostic sont ensuite appliquées sur la valves *MEMS* : de la modélisation du *MEMS* à l'estimation du RUL. Pour l'étape d'acquisition de données, une plateforme expérimentale est spécialement conçue et réalisée. Les résultats du pronostic ont montré l'efficacité et la performance de l'approche de pronostic proposée. Ces résultats sont ensuite intégrés dans le simulateur distribué. Les résultats de simulation ont montré l'importance de la décision post-pronostic pour optimiser l'utilisation de systèmes et le maintien d'une bonne performance le plus longtemps possible.

Le **chapitre 6** conclut le manuscrit en résumant les travaux réalisés. Les perspectives de nos travaux de recherche sont également discutées.

Publications

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

1. Medjaher K., **Skima H.**, Zerhouni N., *Condition Assessment and Fault Prognostics of Microelectromechanical Systems*, *Microelectronics Reliability*, Vol. 54, pp. 143-151, January 2014. (**Revue 1**)
2. **Skima H.**, Medjaher K., Varnier C., Dedu E., Bourgeois J., *A Hybrid Prognostics Approach for MEMS: from Real Measurements to Remaining Useful Life Estimation*, *Microelectronics Reliability*, July 2016. (**Revue 2**)

Conférences internationales avec actes et comité de lecture

1. **Skima H.**, Medjaher K., and Zerhouni N., *Accelerated Life Tests for Prognostic and Health Management of MEMS Devices*, In *Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHM Society'2014*, pp. 1-7, Nantes, France, July 2014.
2. **Skima H.**, Medjaher K., Varnier C., Dedu E., and Bourgeois J., *Hybrid Prognostic Approach for Micro-Electro-Mechanical Systems*, In *IEEE Aerospace Conference*, pp. 1-7, Big Sky, Montana, USA, March 2015.
3. **Skima H.**, Medjaher K., Zerhouni N., Varnier C., Dedu E., and Bourgeois J., *Accelerated Lifetime Tests and Failure Analysis of an Electro-thermally Actuated MEMS Valve*, In *IEEE International Conference on Microelectronics*, pp. 1-5, Casablanca, Morocco, December 2015.
4. **Skima H.**, Dedu E., Bourgeois J., Varnier C., and Medjaher K., *Optimal Path Evolution in a Dynamic Distributed MEMS-based Conveyor*, In *International Conference on Dependability and Complex Systems*, pp. 1-13, Brunow Palace, Poland, Juin 2016.
5. **Skima H.**, Medjaher K., Varnier C., Dedu E., Bourgeois J., and Zerhouni N., *Fault Prognostics of Micro-Electro-Mechanical Systems Using Particle Filtering*, In *IFAC AMEST'16*, pp. 1-6, Biarritz, France, October 2016. (sélectionné dans la courte liste de "best paper award")
6. Mabed, H., Dedu E., and **Skima H.**, Multicriteria Optimization in Distributed Micro-Conveying Platform, In *the 32nd ACM Symposium on Applied Computing*, Marrakesh, Morocco, April 2017.

Revues et conférences soumises

1. **Skima H.**, Varnier C., Dedu E., Medjaher K., Bourgeois J., Post-Prognostics Decision Making in Distributed MEMS-Based Systems, *Journal of Intelligent Manufacturing*. (**Revue 3**)
2. **Skima H.**, Medjaher K., Varnier C., and Zerhouni N., Experimental Monitoring Data for Prognostics and Health Management of MEMS, In *CoDIT'17*, Barcelona, Spain, April 2017.

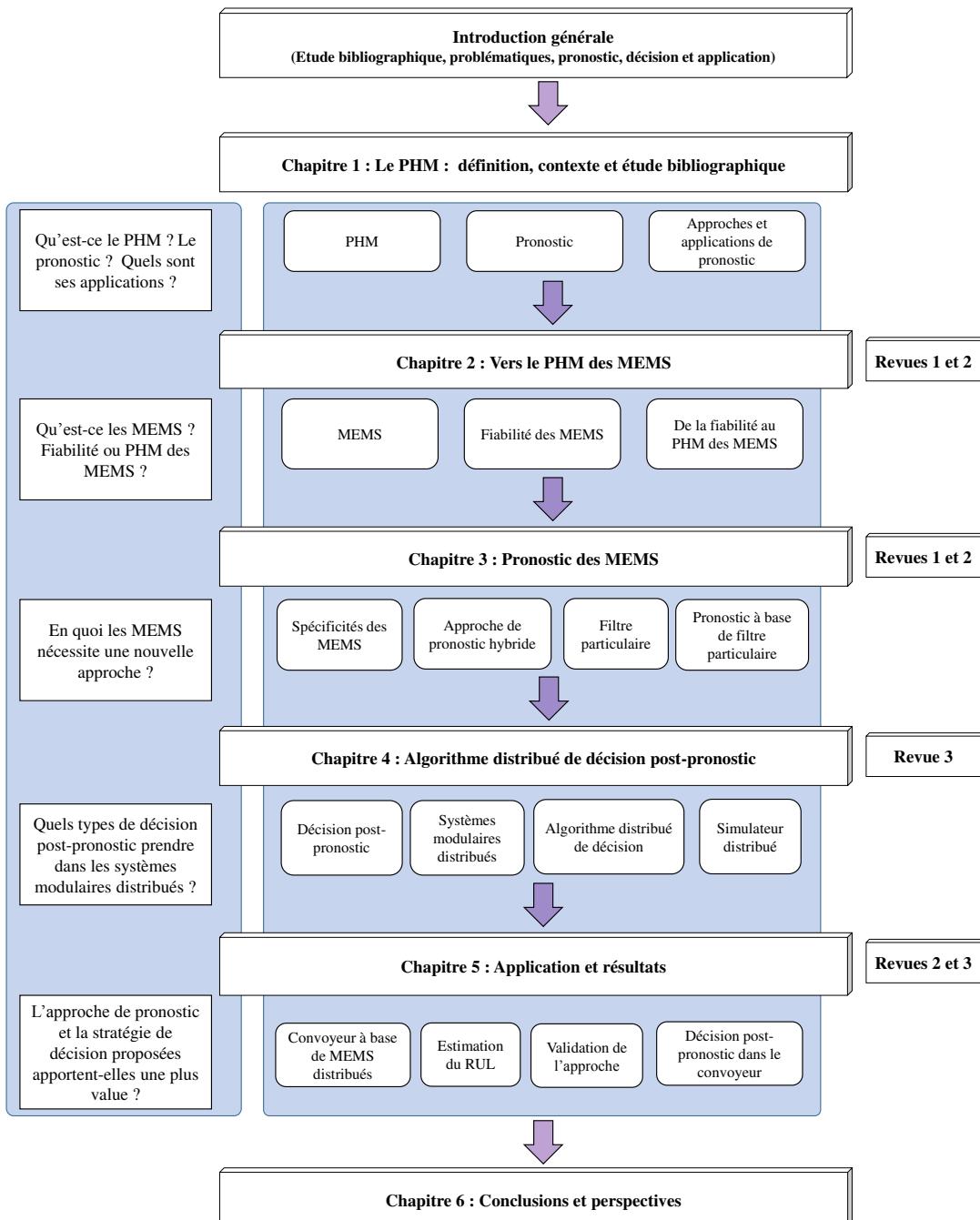


FIGURE 2 – Structure de la thèse.

Chapitre 1

Le PHM : Définition, contexte et étude bibliographique

Sommaire

1.1	Introduction	9
1.2	Les différentes politiques de maintenance	9
1.2.1	La maintenance corrective	10
1.2.2	La maintenance préventive	11
1.3	Le processus PHM	13
1.3.1	Observation	14
1.3.2	Analyse	14
1.3.3	Action	15
1.3.4	Liens entre les modules de PHM	15
1.4	Le pronostic de défaillances	17
1.4.1	Définition	17
1.4.2	Pronostic et incertitude	17
1.4.3	Mesures de performance du système de pronostic	18
1.4.3.1	Exactitude	19
1.4.3.2	Précision	19
1.4.3.3	Opportunité	20
1.5	Les approches de pronostic	21
1.5.1	Pronostic basé sur un modèle physique	22
1.5.2	Pronostic guidé par les données de surveillance	24
1.5.3	Pronostic hybride	27
1.6	Choix des composants critiques et définition des grandeurs physiques à surveiller	30
1.6.1	Choix des composants critiques	30
1.6.2	Définition des grandeurs physiques à surveiller	31
1.7	Synthèse	32

1.8 Conclusion	34
-----------------------	-----------

1.1 Introduction

La sûreté de fonctionnement des systèmes industriels et la garantie de leur disponibilité à moindre coût sont parmi les enjeux les plus importants de l'industrie. La disponibilité correspond à la durée pendant laquelle un système industriel est capable de remplir sa mission. Elle dépend de l'efficacité de la politique de maintenance mise en place. La maintenance a ainsi pris une part croissante dans l'industrie d'aujourd'hui. Ses politiques ont évolué au cours des dernières années pour passer d'une maintenance purement corrective à une maintenance qui prend en compte l'état de santé du système pour anticiper ses défaillances en prédisant sa durée de vie résiduelle. La mise en œuvre des nouvelles politiques de maintenance requiert une démarche scientifique impliquant différentes tâches telle que la surveillance, la modélisation, l'analyse et l'aide à la décision. Ces tâches font partie du concept de *PHM : Prognostics and Health Management* que l'on peut traduire en pronostic et gestion de l'état de santé de systèmes industriels.

Dans ce premier chapitre, pour expliquer l'émergence du processus *Prognostics and Health Management*, dans lequel s'inscrivent les travaux présentés dans ce manuscrit, nous avons jugé utile de présenter les différentes politiques de maintenance déployées dans l'industrie. Le PHM ainsi que les différents modules qui le composent sont ensuite définis. De manière plus ciblée, le concept de pronostic, ses différentes approches ainsi que des exemples d'application sont également présentés. À la fin de ce chapitre, une synthèse bibliographique sur le PHM est donnée.

1.2 Les différentes politiques de maintenance

D'après la norme française *NF EN 13306 X 60-319* [145], la maintenance est définie comme suit :

Définition : 1

La maintenance est l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise.

La maintenance comprend ainsi un ensemble d'actions effectuées dans le but de maintenir un système dans un état dans lequel il est capable de remplir la fonction pour laquelle il a été conçu. Ces actions peuvent être des actions de dépannage, de réparation, de contrôle ou de vérification. En d'autres termes, la fonction maintenance permet de garantir au système une certaine disponibilité. Selon la norme française *NF EN 13306 X 60-319* [145], la disponibilité est définie comme suit :

Définition : 2

La disponibilité est l'aptitude d'un bien à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou durant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs est assurée.

Au cours des dernières décennies, les politiques de maintenance ont évolué pour passer d'une maintenance réalisée après l'apparition d'une défaillance à une maintenance qui s'appuie sur l'état courant et futur d'un système afin d'anticiper ses défaillances. Cette évolution s'explique par la demande croissante de la disponibilité des systèmes industriels. La figure 1.1 illustre l'évolution des différentes politiques de maintenance. Il existe deux grandes politiques de maintenance : la maintenance corrective et la maintenance préventive. Ces deux politiques présentent certaines variantes définies ci-après, dans leur ordre d'apparition.

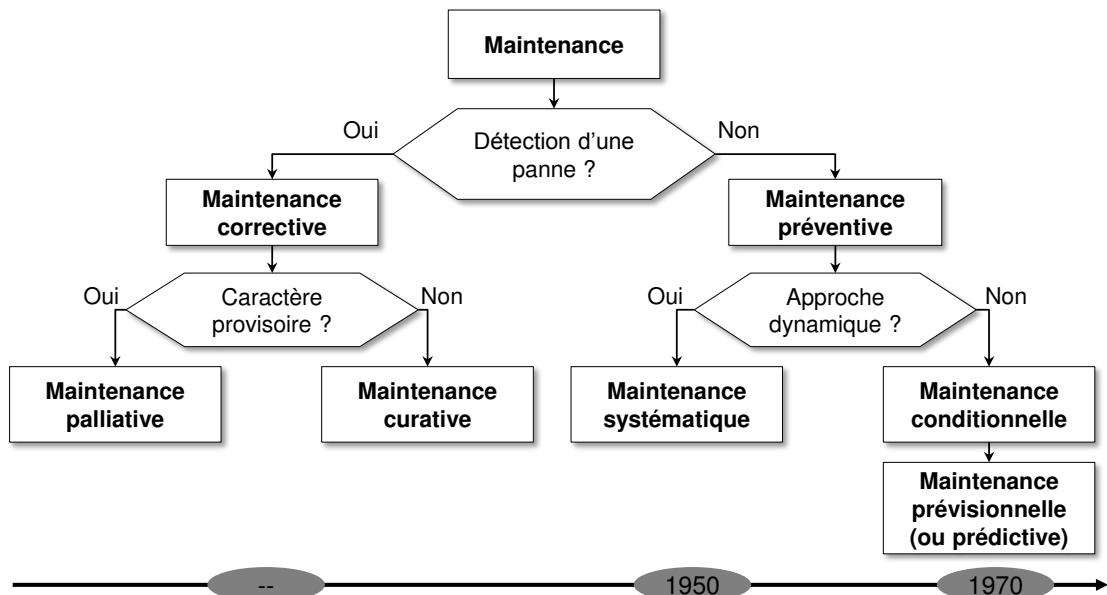


FIGURE 1.1 – Les différentes politiques de maintenance.

1.2.1 La maintenance corrective

Définition : 3

La maintenance corrective est la plus ancienne politique de maintenance. Elle est effectuée après la défaillance du bien ou la dégradation de sa fonction [145].

Les interventions de maintenance ne sont ainsi exécutées qu'après la détection d'une panne qui peut rendre un système incapable de remplir sa fonction de façon satisfaisante

(*run to failure*). Ces interventions peuvent être une réparation ou un remplacement d'un composant ou d'un sous-système défaillant. La maintenance corrective peut être :

- *palliative* : des opérations à caractère provisoire sont effectuées ;
- *curative* : des opérations ayant un effet à plus long terme sont effectuées.

Cette politique est généralement adoptée lorsque l'indisponibilité d'une machine n'affecte pas la performance du système de production ou quand les coûts de réparation sont faibles. Dans certains cas, par exemple dans une ligne de production, la maintenance corrective peut causer des pertes financières importantes en raison de l'interruption de la production et des pertes de temps en raison des activités de réparation. Elle est aussi justifiée quand le risque qu'une panne d'un composant n'affecte pas d'autres composants par effet de cascade. Cela signifie que cette politique n'est pas adaptée dans les systèmes où le fonctionnement d'un composant dépend du fonctionnement d'autres composants.

Comme un remède à ces inconvénients, d'autres politiques de maintenance ont été développées. Ces politiques ont pour but d'éviter les pannes en programmant les différentes interventions de maintenance.

1.2.2 La maintenance préventive

Définition : 4

La maintenance préventive est exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien [145].

Elle est la plus répandue en industrie et elle vise à améliorer la disponibilité et la fiabilité des équipements, tout en réduisant les coûts de maintenance et les temps de non production. La maintenance préventive consiste à programmer les interventions de maintenance pour éviter les défaillances et les arrêts de production. Elle englobe donc toutes les actions effectuées avant l'apparition de la panne et se base sur des inspections périodiques afin de réduire les risques de son occurrence. La maintenance préventive rassemble deux politiques de maintenance basées sur des seuils de déclenchement, que sont la maintenance systématique et la maintenance conditionnelle, et une troisième politique qui est la maintenance prévisionnelle (ou prédictive).

La maintenance systématique

Définition : 5

La maintenance systématique est une maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien [145].

Dans cette politique, les interventions de maintenance sont déclenchées de manière périodique en respectant un cycle défini au préalable. Ce type de maintenance suit l'hy-

pothèse qu'un examen périodique d'une machine, quelque soit son état de dégradation, est suffisant pour réduire le nombre de pannes.

Les interventions périodiques permettent d'éviter certaines pannes, parfois catastrophiques, de se produire. En revanche, cela peut également conduire à des réparations inutiles lorsque la fréquence de maintenance est trop rapide. A l'inverse, lorsque la durée entre deux interventions est très longue, certaines pannes ne peuvent pas être évitées. Cela conduit à des actions correctives, ce qui cause des coûts de réparation supplémentaires et des arrêts de production non maîtrisés. Pour pallier cela, deux autres politiques de maintenance préventives sont apparues : les maintenances conditionnelle et prévisionnelle.

La maintenance conditionnelle

Définition : 6

La maintenance conditionnelle (Condition-Based Maintenance : CBM) est une maintenance préventive qui est basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent [145].

Contrairement aux maintenances « traditionnelles » de type corrective et préventive systématique, la CBM s'appuie sur la connaissance de l'état de santé courant du système, déduit de l'observation des indicateurs de santé (communément appelés *Health Indicators (HI)* dans la communauté PHM), pour éviter à la fois les pannes et les interventions de maintenance non nécessaires. Les interventions de maintenance sont faites uniquement lorsqu'un seuil critique est dépassé.

La maintenance prévisionnelle

La maintenance prévisionnelle est la politique la plus avancée et la plus étudiée dans la littérature récente [137].

Définition : 7

La maintenance prévisionnelle est une maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien [145].

C'est une politique dynamique, qui prend en compte le niveau de dégradation et le temps de fonctionnement restant avant défaillance pour programmer les interventions de maintenance. Les interventions de maintenance étant planifiées avec davantage de précision, la maintenance prévisionnelle permet de réduire le nombre de pannes, de rendre le système de production plus fiable et d'améliorer la sécurité des opérateurs.

Pour résumé, contrairement aux maintenances « traditionnelles » pour lesquelles les interventions sont effectuées après l'apparition de la panne ou indépendamment de l'état du système, la CBM s'appuie sur l'état courant du système pour décider des actions à mettre en œuvre. Dans le cas d'une maintenance prévisionnelle, l'état courant est projeté dans le futur pour prévoir les futures actions de maintenance. Les deux politiques de maintenance « intelligentes », que sont la CBM et la maintenance prévisionnelle, permettent ainsi de réduire le nombre de pannes et d'améliorer la disponibilité, la fiabilité et la sécurité de systèmes tout en réduisant les coûts de maintenance et les temps d'arrêt. La mise en œuvre de ces maintenances « intelligentes » nécessite toute une démarche impliquant différentes étapes telle que la surveillance, l'analyse et l'aide à la décision. Ces étapes font partie d'un processus de gestion de l'état de santé des systèmes appelé *Prognostics and Health Management : PHM*. La définition de ce processus ainsi que la présentation de ses différentes étapes sont présentées ci-après.

1.3 Le processus PHM

Définition : 8

Le PHM est une discipline qui relie l'étude des mécanismes de défaillance (corrosion, fatigue, etc.) et la gestion de la durée de vie [195]. Il vise à mieux gérer l'état de santé des systèmes physiques tout en réduisant les coûts d'exploitation et de maintenance.

Ce processus a été introduit au début des années 2000 par des chercheurs et industriels américains [27, 105, 197]. Depuis lors, il n'a cessé de progresser et de gagner en intérêt dans plusieurs secteurs industriels, en particulier l'industrie aérospatiale [171]. Par exemple, le PHM est une thématique de recherche très active au sein de la *NASA (the prognostics center of excellence at NASA's Ames Research Center in California)* pour leurs lanceurs et engins spatiaux. Nous pouvons aussi citer le *HealthHub* lancé par l'entreprise *ALSTOM* en 2014, qui consiste à estimer le RUL des composants critiques des trains et à programmer leur maintenance. Il y a aussi le *Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS)* aux États Unis qui travaille sur le PHM de plusieurs systèmes industriels tels que les éoliennes et les roulements. D'autres grandes compagnies dans le monde qui travaillent sur le PHM peuvent être citées telles que *ALTRAN* et *AIRBUS* en France et *BOEING* et *ROLLS ROYCE* aux États Unis.

Le PHM utilise les informations passées et futures sur le système dans le but d'évaluer sa dégradation, de diagnostiquer ses défauts, de prédire et d'éviter les pannes [212]. Pour cela, il est généralement décrit comme la combinaison de sept couches (en anglais *layer*) adaptée des recommandations OSA/CBM (*Open System Architecture for Condition-Based Maintenance*) [1, 105], qui permettent de relier les mécanismes de défaillance avec la gestion du cycle de vie (figure 1.2). Ces différentes couches, détaillées dans la suite, peuvent être divisées en trois phases : 1) observation, 2) analyse et 3) action.

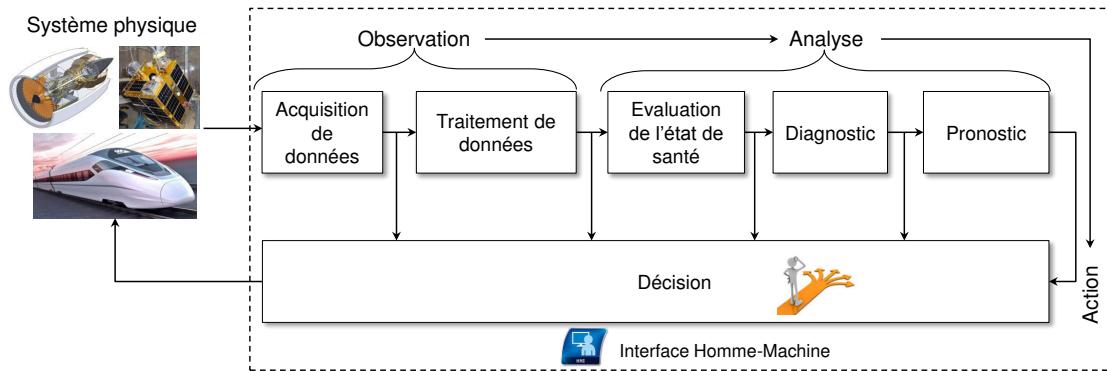


FIGURE 1.2 – Les différentes étapes du processus PHM.

1.3.1 Observation

- **Couche 1** *Module d'acquisition de données* : ce premier module a pour but de collecter des données de surveillance sur les composants critiques du système. Les données collectées doivent permettre de suivre dans le temps l'état de santé du système et de comprendre ses phénomènes de dégradation. Les données peuvent provenir de capteurs installés sur/dans les composants critiques ou des inspections réalisées par les opérateurs travaillant sur le système. Les choix de capteurs dépend du composant à surveiller et du type de données devant être récupérées. Nous pouvons citer en exemple des capteurs thermiques, de pression, acoustiques, d'humidité, de vibration, ou encore de propriété des fluides tels que l'huile.

- **Couche 2** *Module de traitement de données* : les données recueillies sur les composants critiques sont généralement bruitées et ne sont pas forcément exploitables par les algorithmes de PHM, en général, et ceux du pronostic, en particulier. Elles doivent donc être traitées pour supprimer les informations parasites provenant de bruits et extraire des informations pertinentes qui renseignent sur l'état de santé des composants considérés. Ces informations sont appelées caractéristiques (*features*). Dans la pratique, et selon les outils de modélisation utilisés, les signaux bruts ou les caractéristiques extraites peuvent être réduites ou combinées pour construire des indicateurs de santé dont la variation dans le temps traduit la variation de l'état des composants critiques.

Toutes les informations extraites au cours de cette première phase d'observation mènent à des actions d'analyse, de contrôle et de planification abordées dans les deux prochaines phases.

1.3.2 Analyse

- **Couche 3** *Module d'évaluation de l'état de santé* : la fonction principale de ce module consiste à comparer les données pertinentes provenant du module précédent

avec des valeurs attendues ou connues. Ce module doit aussi être capable de générer des alertes en fonction de seuils préalablement définis.

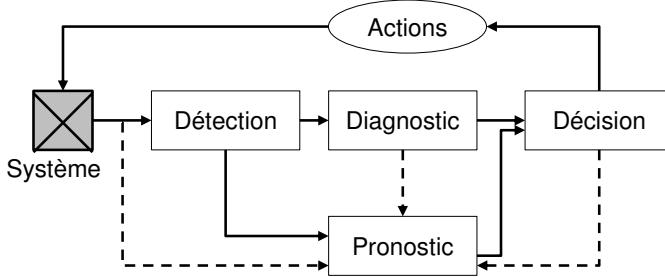
- **Couche 4** *Module de diagnostic* : le diagnostic est effectué après la détection d'une anomalie. Ce module localise et identifie les causes des anomalies qui ont eu lieu dans le système. Il a pour but de déterminer les relations reliant les causes et les effets, afin d'isoler les défaillances et identifier leurs emplacements, leurs types et leurs causes [176].
- **Couche 5** *Module de pronostic* : alors que le diagnostic vise à isoler et identifier les défaillances existantes, le pronostic a pour objectif de projeter l'état de santé du système dans le futur et d'estimer sa durée de bon fonctionnement avant défaillance. Il s'appuie sur les données issues des modules précédents pour fournir des informations sur l'état de santé futur du système et sa durée de vie restante. Cette prédiction nécessite de connaître l'état de santé actuel du système et les futures conditions d'utilisation. Les résultats de ce module constituent une entrée pour le module d'aide à la décision.

1.3.3 Action

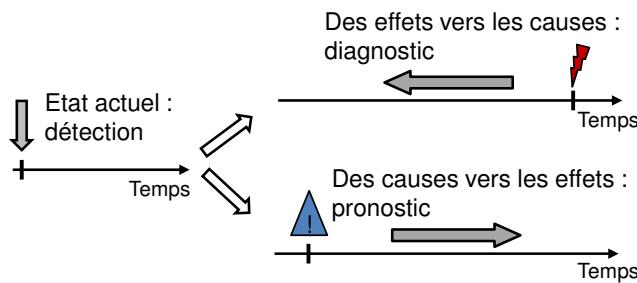
- **Couche 6** *Module d'aide à la décision* : ce module exploite les informations et les connaissances capitalisées à partir des modules précédents pour décider quelles sont les actions à mettre en place, dans le but d'assurer la continuité de fonctionnement du système considéré. Les actions recommandées peuvent être de type reconfiguration des lois de commande suite à une anomalie ou défaillance, accommodation de la situation courante, arrêt pour maintenance, arrêt d'urgence, etc. Ce module tient compte de l'historique opérationnel du système (y compris l'utilisation et la maintenance), les profils actuels et futurs de sa mission, les objectifs du système global et les contraintes en matière de ressources [96].
- **Couche 7** *Module de présentation* : ce dernier module interagit avec les différents modules et communique leurs différents résultats avec l'utilisateur par le biais d'une interface d'affichage, une alarme, un voyant, un SMS, etc. Il peut être construit sous forme d'une Interface Homme-Machine (IHM).

1.3.4 Liens entre les modules de PHM

Les différents modules du PHM sont liés de manière complémentaire qui permet de maintenir le système en condition opérationnelle. Nous commençons en général par collecter des données concernant l'état de santé du système. Ces données sont ensuite traitées afin d'extraire des indicateurs de santé représentant le comportement du système. Ces indicateurs sont utilisés dans l'étape suivante pour détecter son état actuel. La détection peut conduire soit au diagnostic pour isoler une défaillance et identifier ses causes, soit au pronostic pour anticiper l'apparition d'une défaillance. Les résultats du diagnostic ou du pronostic permettent de décider et de programmer les interventions à faire. Le positionnement relatif entre *détection*, *diagnostic* et *pronostic* est présenté



(a) : Détection, diagnostic, pronostic et décision dans les systèmes de maintenance intelligente



(b) : Détection, diagnostic et pronostic d'un point de vue phénoménologique

FIGURE 1.3 – Complémentarité des activités de détection, diagnostic et pronostic [64, 131]

par la figure 1.3(a). D'un point de vue phénoménologie, leur complémentarité peut être expliquée comme suit [64, 131] (figure 1.3(b)) :

- la détection vise à identifier le mode de fonctionnement du système et son état de santé ;
- lorsqu'une défaillance est apparue, le diagnostic permet d'isoler et d'identifier le composant qui a cessé de fonctionner (des effets vers les causes) ;
- le pronostic vise la prédiction des états futurs du système (des causes vers les effets).

Parmi les modules du processus PHM, le pronostic est considéré comme le module clé qui doit être implanté de manière efficace pour permettre de prendre les bonnes décisions afin d'améliorer la disponibilité et la sécurité, de réduire le temps d'arrêt et d'assurer la continuité de fonctionnement et l'efficacité de production [34].

Les travaux faisant l'objet de ce manuscrit s'inscrivent dans les parties pronostic et prise de décision post-pronostic du processus PHM, avec comme modules supports l'acquisition et le traitement des données. Dans la suite, nous proposons une présentation plus détaillée du pronostic de défaillances et de ses différentes approches. La partie décision post-pronostic sera traitée dans le chapitre 4.

1.4 Le pronostic de défaillances

1.4.1 Définition

Le terme pronostic provient du grec *progignôskein* signifiant *connaître à l'avance*. Il a été initialement introduit dans le domaine médical où il est défini comme la prédition de l'évolution future d'une maladie [2]. Dans l'industrie, le pronostic est généralement défini comme le processus de surveillance de l'état de santé d'un système et de la prédition de sa durée de vie. Depuis l'introduction du concept de PHM, plusieurs définitions de pronostic de défaillances sont proposées dans la littérature scientifique notamment par des équipes de recherche internationales telles que celle de M. Pecht au *CALCE* [148], de A. HESS au *PHM Technology* [76], de K. Goebel à la *NASA* [62], etc. 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. Cependant, toutes ces définitions s'accordent sur l'aspect prédictif de l'instant de la défaillance accompli par le pronostic. Dans ce manuscrit, et dans un souci d'homogénéité, nous retenons la définition communément admise dans la communauté PHM :

Définition : 9

Le pronostic est l'estimation de la durée de bon fonctionnement avant défaillance (en anglais *Remaining Useful Life* : *RUL* ou encore *Time To Failure* : *TTF*) d'un système en fonction de son état actuel et ses conditions d'utilisation futures.

Le but du pronostic est de donner un aperçu de l'état de santé actuel et futur d'un système et d'estimer son RUL pour aider à prendre les décisions les plus appropriées. Cette tâche est principalement composée de deux phases : l'apprentissage et la prédition. La première phase utilise les informations disponibles pour apprendre le comportement du système. La deuxième phase intervient dès la fin de la phase d'apprentissage pour prédire le comportement futur du système et estimer son RUL.

La figure 1.4(a) illustre une estimation du RUL où, par souci de simplicité, la dégradation est considérée comme une grandeur à une dimension. Le RUL peut être calculé comme la différence entre l'instant auquel une prédition est déclenchée t_p (après la détection d'une dégradation t_d), et l'instant t_f auquel la dégradation prédictive, avec un intervalle de confiance, atteint un seuil de défaillance. Ce seuil ne signifie pas nécessairement une défaillance totale du système, mais un état défectueux au-delà duquel il y a un risque de perte de fonctionnalité [170]. Le RUL est ainsi défini par l'équation suivante :

$$RUL = t_f - t_p \quad (1.1)$$

1.4.2 Pronostic et incertitude

Dans le pronostic, plusieurs sources d'incertitude peuvent affecter la précision des prédictions et qui ne permettent pas de recommander les actions les mieux appropriées

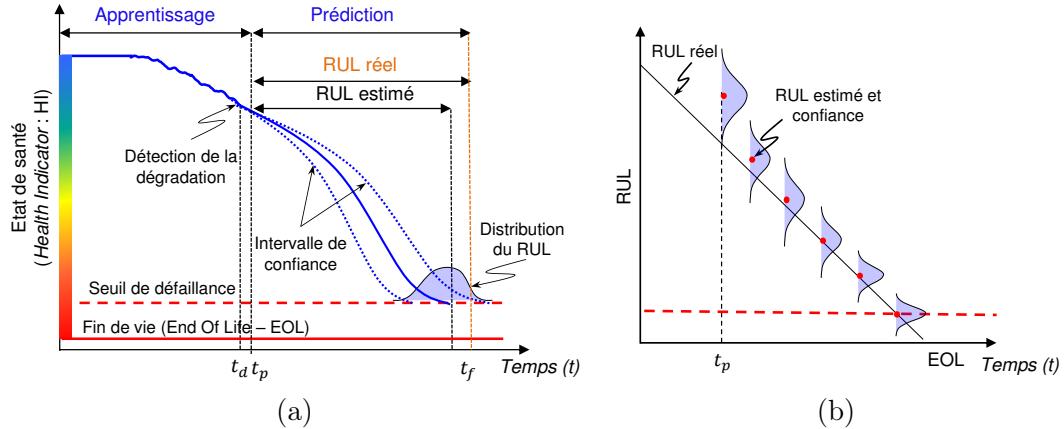


FIGURE 1.4 – Illustration du RUL.

pour le processus de prise de décision. Selon Celaya *et al.* [29], ces sources peuvent être classées en 4 catégories :

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

En raison des incertitudes, il est essentiel de définir un intervalle de confiance pour les prédictions. Ainsi, la prise de décision doit être basée sur un ensemble d'estimations du RUL (une distribution) plutôt que sur une valeur unique [175]. Les intervalles de confiance étroits représentent une grande précision et les intervalles larges indiquent une grande incertitude. La figure 1.4(b) illustre un exemple où la valeur du RUL estimée est mise à jour lorsque de nouvelles données de surveillance arrivent à chaque intervalle de temps. Dans ce cas, les différentes valeurs de RUL sont estimées avec une certaine confiance en fonction de données disponibles. Il est claire que l'exactitude des estimations augmente avec le temps, au fur et à mesure que de nouvelles données (ou observations) arrivent.

1.4.3 Mesures de performance du système de pronostic

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. Dans ce sens, plusieurs mesures de performance du pronostic peuvent être utilisées. Les principales mesures de performance mises en avant dans la littérature sont *l'exactitude*, *la précision* et *l'opportunité* des estimations [65].

1.4.3.1 Exactitude

Définition : 10

L'exactitude (en anglais *accuracy*) mesure la proximité de l'instant de défaillance prévue avec l'instant de défaillance réelle.

Le calcul de cette métrique s'appuie sur l'existence de données historiques sur plusieurs composants qui sont tombés en panne suite à des sollicitations subies tout au long d'une période connue. Pour un ensemble de N composants, l'exactitude à un instant t est définie par l'expression suivante :

$$\text{Exactitude}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{-\frac{E_i(t)}{RUL_i^{\text{réel}}(t)}} \quad (1.2)$$

où,

$E_i(t) = |RUL_i^{\text{réel}}(t) - RUL_i^{\text{estimé}}(t)|^{\alpha_e}$ est l'erreur de prédiction du composant i à l'instant t ;

$RUL_i^{\text{réel}}(t)$ et $RUL_i^{\text{estimé}}(t)$ sont respectivement les RULs réel et estimé du composant i à l'instant t ;

α_e représente la pénalisation des mauvaises prédictions. Plus α_e est élevé, plus la pénalisation est forte. Il est courant d'utiliser $\alpha_e = 2$ pour l'erreur quadratique.

La fonction exponentielle est utilisée ici pour donner une courbe lisse, décroissante et monotone. L'exactitude est grande (proche de 1) si la valeur estimée est identique à la valeur réelle et diminue si la valeur estimée dévie de la valeur réelle. La figure 1.5(a) montre un exemple qui illustre cette métrique. Dans cet exemple, l'exactitude de deux prédictions est calculée. L'exactitude de la première prédiction (*préd. 1*) est supérieure à celle de la deuxième prédiction (*préd. 2*) puisque la date prédite par *préd. 1* est plus proche de la date de défaillance.

1.4.3.2 Précision

Définition : 11

La précision mesure la dispersion des prédictions du RUL.

Le calcul de cette métrique permet d'évaluer comment les valeurs prédites sont groupées autour de l'intervalle dans lequel la défaillance se produit. La précision dépend du niveau de confiance et de la distribution des prédictions :

$$\text{Précision}(t) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{-\frac{R_i}{R_0}} \right) e^{\sigma^2} \quad (1.3)$$

avec :

$$\bar{E}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i(t);$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i(t) - \bar{E}(t))^2;$$

R_0 et σ_0 sont des facteurs de normalisation ;

R_i est l'intervalle de confiance de la prédition pour l'expérimentation.

Une fonction exponentielle est utilisée pour définir les relations entre l'intervalle de confiance, l'écart-type de la prédition et la précision. La valeur de la précision peut être entre 0 et 1 (0 indiquant la précision la plus basse et 1 la plus élevée). L'exemple présenté sur la figure 1.5(a) illustre la complémentarité de l'exactitude et de la précision. La précision de la prédition *préd. 2* est plus élevée que celle de la prédition *préd. 1*.

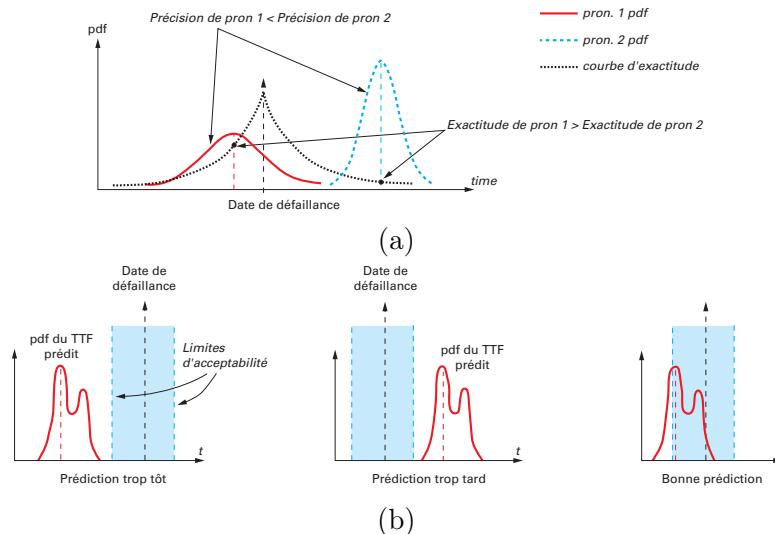


FIGURE 1.5 – Mesures de performances du système de pronostic : (a) *exactitude* et *précision* et (b) *opportunité* [65].

1.4.3.3 Opportunité

Définition : 12

L'opportunité (en anglais *timeliness*) mesure la position relative de la fonction de densité de probabilité (Probabilité Density Function : PDF) des prédictions par rapport à l'apparition de la défaillance.

Cette métrique permet de juger du moment adéquat pour effectuer des actions de maintenance. Goebel et Bonissone [61] recommandent de définir des limites au plus tard et au plus tôt au delà desquelles la valeur prédictive doit être considérée comme inacceptable d'un point de vue performance de la prédition. Les deux limites sont la conséquence

du fait que l'erreur de prédiction n'est pas centrée par rapport à zéro (l'erreur est définie comme la différence entre le $RUL^{réel}$ et le $RUL^{estimé}$). Par exemple, pour une prédiction *trop tôt*, des interventions sont sollicitées trop tôt pour vérifier l'apparition d'une éventuelle défaillance. Si la défaillance est prévue *trop tard*, l'erreur réduit le temps disponible pour évaluer la situation et réagir. La situation devient catastrophique si la défaillance survient avant la date estimée. Ainsi, il est généralement préférable d'avoir une polarisation des erreurs positives (prévisions précoces), plutôt que négatives (prévisions tardives). Il est nécessaire de définir des limites d'acceptabilité pour l'opportunité (trop tôt ou trop tard). Les prédictions en dehors de ces limites sont considérées comme inappropriées (figure 1.5(b)).

Il existe d'autres mesures de performance qui peuvent être utilisées pour évaluer le pronostic, à savoir l'horizon de la prédiction et la convergence. L'horizon de la prédiction est une métrique qui mesure la différence entre la date où la première prédiction entre dans l'intervalle de confiance prédéfini et la date de la défaillance. Plus l'horizon est grand, plus le pronostic est performant. La convergence quantifie l'évolution dans le temps de l'exactitude et de la précision [65].

1.5 Les approches de pronostic

L'objectif principal du pronostic est d'estimer le RUL d'un système en projetant l'évolution de son état de santé dans le futur à un stade précoce de la dégradation. Le pronostic de défaillances peut être réalisé selon différentes méthodes utilisant différents outils de modélisation, de traitement et d'analyse. Ces méthodes peuvent être regroupées dans différentes catégories ou approches. De nombreuses classifications des approches de pronostic sont proposées dans la littérature scientifique. La première classification a été proposée par Lebold et Thurston en 2001 [105] et a servi de référence pour les classifications qui ont suivi. Elle a une forme pyramidale et distingue trois approches : le pronostic basé sur un modèle, le pronostic guidé par des données et le pronostic basé sur l'expérience. À ces trois approches, les auteurs ont associé quatre critères : la complexité, le coût, la précision et l'application de chacune d'entre elles. En 2006, Jardine *et al.* [85] ont proposé une autre classification dans laquelle ils considèrent également trois approches mais légèrement différentes de celles proposées par Lebold et Thurston. Il s'agit du pronostic basé sur des outils statistiques, du pronostic utilisant des outils de l'intelligence artificielle et du pronostic avec modèles physiques. En 2009, Heng *et al.* [74] ont suggéré quatre approches. Les auteurs ont gardé les trois approches initialement proposées par Lebold et Thurston auxquelles ils ont ajouté une nouvelle approche appelée approche intégrée combinant le pronostic guidé par les données avec le pronostic basé sur l'expérience. En 2010, Peng *et al.* [150] ont supprimé l'approche basée sur l'expérience et proposé deux autres approches, à savoir l'approche basée sur la connaissance et l'approche basée sur la fusion de modèles. À la même année, Zio et Di Maio [213] ont proposé de ne retenir que deux approches : avec et sans modèles. Sikorska *et al.* [175] ont proposé en 2011 quatre approches : la première est basée sur des modèles de durée de

vie, la deuxième repose sur des modèles de connaissance, la troisième utilise des réseaux de neurone et la quatrième des modèles physiques. Dans le même esprit, Tobon-Mejia *et al.* [191] ont proposé en 2012 une tentative de synthèse des différentes approches proposées avec un niveau de granularité plus fin. Enfin, J. Lee *et al.* [107] suggèrent, dans leur récente revue des travaux de PHM sur les machines tournantes publiée en 2014, trois approches : l'approche basée sur un modèle physique, l'approche guidée par les données et l'approche hybride.

L'étude et l'analyse des différentes classifications proposées dans la littérature, et résumées dans le paragraphe ci-dessus, nous a conduit à constater que les regroupements de méthodes proposés ont été dictés principalement par le type de données et les outils de formalisation utilisés. En outre, en y regardant de plus près, on relève 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. Fort de ce constat, la communauté PHM tend de plus en plus vers une classification unifiée et consensuelle entre les différentes propositions publiées dans la littérature. Dans ce mémoire nous avons choisi de suivre cette classification qui propose trois approches :

- le pronostic basé sur un modèle physique ;
- le pronostic guidé par les données ;
- le pronostic hybride.

1.5.1 Pronostic basé sur un modèle physique

A. Principe

Les approches de pronostic basées sur un modèle physique s'appuient sur la construction de modèles mathématiques pour formaliser la compréhension physique d'un mécanisme de dégradation, dont l'évolution est modélisée par une loi déterministe ou un processus stochastique [150, 148]. L'utilisation de ces approches nécessite des connaissances spécifiques liées aux mécanismes de défaillance (principalement la fracture due à des fissures, la fatigue et la corrosion) ainsi qu'au mode de fonctionnement du système analysé.

La figure 1.6 résume le principe du pronostic basé sur un modèle physique. Une fois que le modèle mathématique est disponible, les données de capteurs issues du système sont comparées avec celles générées par le modèle. Les résidus, qui correspondent aux différences entre les deux types de données, sont ensuite évalués. En l'absence de défaut, les résidus sont statistiquement nuls. En présence d'un défaut, les résidus dépassent des seuils de détection de défauts [150].

Le principe du pronostic basé sur un modèle physique consiste à suivre au cours du temps le comportement du système et le niveau de sa dégradation. L'estimation du RUL est basée sur la projection du comportement du système et de sa dégradation dans le futur.

Une limite de ce type d'approche est liée au fait qu'elle ne peut être considérée que lorsque :

- le modèle mathématique du système est connu ;

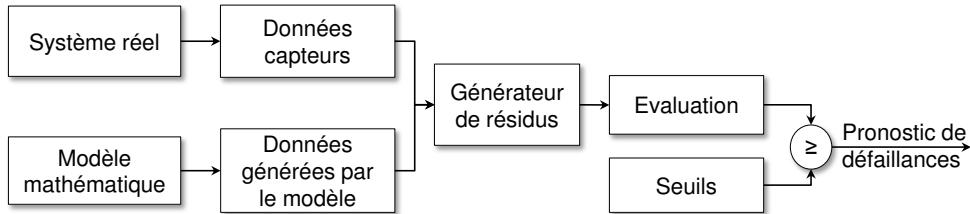


FIGURE 1.6 – Principe du pronostic basé sur un modèle physique.

- le phénomène de défaillance est bien compris ;
- un modèle physique pour chaque phénomène de défaillance est disponible ;
- les conditions du fonctionnement peuvent être surveillées.

Dans la littérature scientifique, il n'existe pas de classification des techniques utilisées dans les approches de pronostic basées sur un modèle pour modéliser l'évolution de la dégradation d'un système. Cela est tout simplement expliqué par le fait que ces techniques sont utilisées pour des applications spécifiques. Parmi ces techniques, nous trouvons la modélisation multiphysique [31] (équations algébro-différentielles linéaires et/ou non linéaires, représentation d'état, etc.), le modèle de Paris-Erdogan [84], les lois de fatigue et de résistance des matériaux [158], l'analyse par éléments finis [110], etc.

Concernant la génération des résidus, trois techniques sont utilisées dans les approches de pronostic à base de modèles [120] :

- l'espace de parité : c'est une relation de redondance analytique représentée par une équation dans laquelle tous les paramètres sont connus. La génération d'une telle relation permet d'engendrer des résidus ;
- les observateurs : la génération de résidus à l'aide d'une méthode d'estimation d'état consiste à reconstruire la sortie du processus par des observateurs, et à utiliser l'erreur de l'estimation comme résidu ;
- estimation paramétrique : cette méthode consiste à estimer de manière continue les paramètres du modèle en utilisant les mesures disponibles et en les comparant avec les valeurs à l'état normal.

B. Exemples d'application

Lechartier *et al.* [106] ont proposé une approche de pronostic basée sur un modèle pour un système de type pile à combustible à membrane d'échange de protons (*Proton Exchange Membrane Fuel Cell : PEMFC*). La figure 1.7(a) présente une pile à combustible PEMFC. Le modèle utilisé est une combinaison de deux parties : une partie statique basée sur la relation de Butler-Volmer et une partie dynamique qui est une relation entre la variation de tension et la variation du courant. L'approche permet de prédire le comportement de la PEMFC et d'estimer son RUL. Les résultats de prédiction ont validé l'approche proposée (figure 1.7(b)).

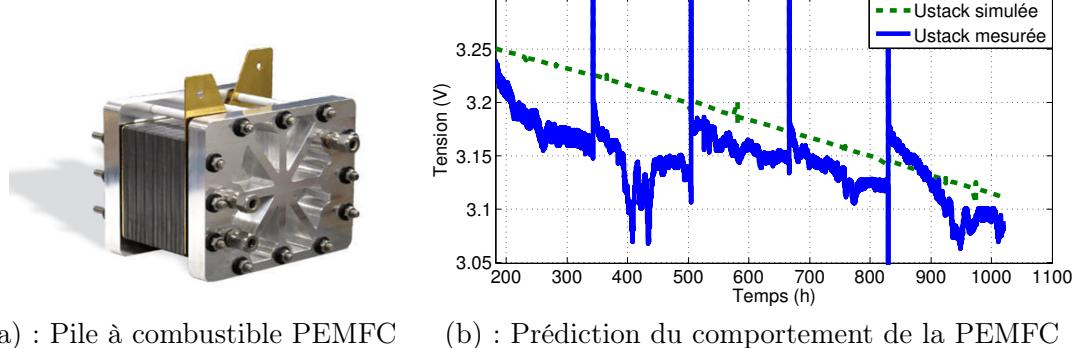


FIGURE 1.7 – Exemple de pronostic basé sur un modèle [106].

Li *et al.* [115] ont proposé une méthodologie de pronostic pour prédire la propagation de fissures dans les roulements (billes, cage intérieure ou cage extérieure) et pour prédire leur taille. Cette méthodologie est basée sur le modèle de *Paris-Erdogan* qui décrit la propagation de fissures de fatigue (*Fatigue Crack Propagation : FCP*). La taille de fissures prédictes est comparée avec les résultats d'estimation d'un modèle de diagnostic pour ajuster les paramètres du modèle de propagation. Des mesures de vibration expérimentales ont été effectuées pour valider la performance de la méthodologie proposée.

Luo *et al.* [121] ont quant à eux présenté une méthode pour estimer le RUL du système de suspension de voiture. Cette méthode utilise un modèle d'état représentant la dynamique du système de suspension et une équation différentielle pour modéliser la dégradation représentée par la variation de la raideur. La variation dans le temps de la raideur est ensuite intégrée dans le modèle d'état pour générer un modèle global de comportement.

D'autres exemples d'application de l'approche de pronostic basée sur un modèle peuvent être trouvés dans la littérature scientifique. Nous pouvons citer par exemple les travaux menés par Hall et Strutt [70] sur l'estimation du RUL des circuits imprimés, les travaux de Qiu *et al.* [158] sur l'estimation du RUL des roulements et les travaux de Ray *et al.* [161] sur la prédition de la propagation de fissures dans les matériaux métalliques.

Le principe du pronostic basé sur un modèle physique ainsi que des exemples d'application ont été présentés dans cette sous-section. Dans la sous-section suivante, nous allons présenter le principe du pronostic guidé par les données de surveillance et nous allons citer quelques exemples d'application.

1.5.2 Pronostic guidé par les données de surveillance

A. Principe

Les approches de pronostic guidées par les données reposent sur la transformation de données de surveillance (vibration, pression, température, courant, tension, etc.) en informations pertinentes reflétant le comportement du système et sa dégradation. Elles contiennent généralement deux phases : une première phase « hors ligne » pour apprendre le comportement de la dégradation et une deuxième phase « en ligne » pour prédire l'état de santé du système et estimer son RUL (figure 1.8). Ces approches ne requièrent pas la construction d'un modèle analytique du comportement du système et de sa dégradation, et sont donc relativement simples à mettre en œuvre [90, 149].

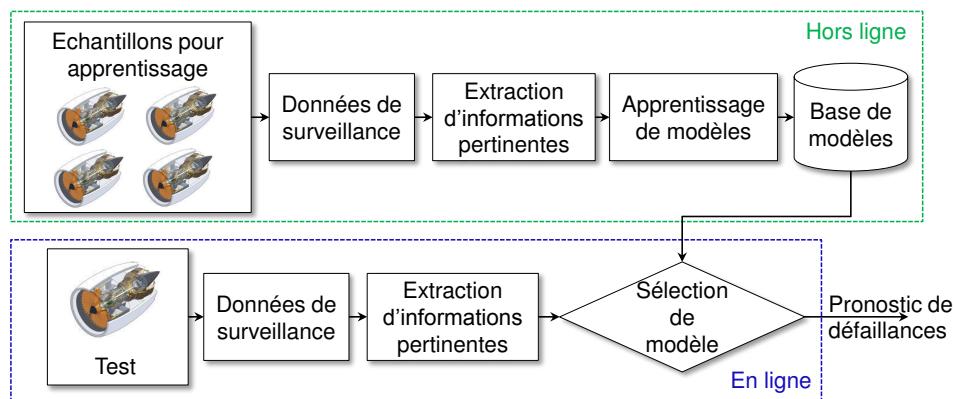


FIGURE 1.8 – Principe du pronostic guidé par les données.

Dans la littérature scientifique, il existe un grand nombre de travaux qui ont été publiés sur la classification des approches de pronostic guidées par les données. Eker *et al.* [51] et Zhang *et al.* [211] ont classifié les approches de pronostic guidées par les données en des approches d'apprentissage automatique (*machine learning*) et des approches statistiques. Dragomir *et al.* [49] et Peng *et al.* [150] ont quant à eux classifié les approches de pronostic guidées par les données en des techniques d'intelligence artificielle (*Artificial Intelligence : AI*) et des techniques statistiques. Peysson *et al.* [153] ont classifié les approches de pronostic guidées par les données en des approches d'apprentissage automatique et des techniques d'estimation d'état. Dans ce manuscrit, nous proposons de classifier les approches de pronostic guidées par les données en deux catégories : 1) des approches d'apprentissage automatique et 2) des approches statistiques.

1. Approches d'apprentissage automatique

Les approches d'apprentissage automatique sont de plus en plus utilisées dans le domaine du PHM. Ces approches permettent de trouver des relations complexes entre les données recueillies qui sont difficiles à décrire. Elles sont adaptées à des situations où la construction du modèle de comportement est difficile à mettre en œuvre [91]. Parmi les approches d'apprentissage automatique pour le pronostic guidé par les données, il existe :

- **Les méthodes connexionnistes** : basées le plus souvent sur les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Networks : ANN) [4, 87] ou sur la combinaison des ANNs avec les règles floues [87, 156].

- **Les méthodes bayésiennes** : qui utilisent des modèles de Markov et leurs variantes [133, 160], les méthodes d'estimation d'état (filtre de Kalman, filtre particulaires et leurs variantes) [14, 172].
- **Les méthodes d'apprentissage basées sur des exemples (Instance Based Learning : IBL)** : qui mettent en œuvre des algorithmes de type K-plus proches voisins (K-nearest neighbors : K-NN) [139], raisonnement à partir de cas pour IBL avancé [203].
- **Les combinaisons de méthodes** : cela peut être une combinaison d'une approche connexionniste avec une technique d'estimation d'état [13], une combinaison d'une approche connexionniste avec une méthode de regroupement [88, 159], etc.

2. Approches statistiques

Ces approches sont plus simples à mettre en œuvre. Elles permettent d'estimer le RUL en extrapolant la courbe ajustée de données collectées. Comme les approches d'apprentissage automatique, les approches statistiques s'appuient sur la nature et la quantité des données de surveillance, qui doit être suffisante pour apprendre le comportement du système. Dans le cas de données incomplètes, elles peuvent conduire à des erreurs de pronostic importantes [86].

D'après une étude de l'état de l'art faite par Si *et al.* [174], les méthodes les plus répandues dans cette catégorie sont les méthodes de lissage (tel que le lissage exponentiel), les méthodes de régression [97, 213], les méthodes d'estimation d'état, les processus stochastiques [104, 180], les modèles de Markov cachés [16, 45], etc.

B. Exemples d'application

Javed *et al.* [89] ont proposé une approche de pronostic guidée par les données, nommée *enhanced multivariate degradation based prognostics*. Cette approche intègre deux nouveaux algorithmes à savoir *Summation Wavelate- Extreme Learning Machine* et *Subtractive- Maximum Entropy Fuzzy Clustering*. Elle permet de montrer l'évolution de la dégradation d'un équipement par des prédictions et des estimations d'état simultanées. L'approche proposée utilise un seuil de défaillance dynamique pour estimer le RUL de manière réaliste. Pour valider l'efficacité de leur approche, ils ont utilisé des données de turboréacteurs obtenues à partir du *PHM challenge 2008 (NASA)* (figure 1.9).

Mosallam *et al.* [140] ont présenté une approche guidée par les données pour l'estimation du RUL en temps réel. Cette approche utilise l'algorithme de *K-nearest neighbors (K-NN)* pour définir un indicateur de santé qui peut être utilisé pour prédire la dégradation et estimer le RUL avec le processus de Gauss. L'approche a été appliquée aux turboréacteurs et aux batteries Lithium-Ion en utilisant les données du *NASA prognostic center of excellence*. Les résultats obtenus ont montré la performance de l'approche proposée.

Tobon-Mejia *et al.* [192] ont proposé une approche de pronostic guidée par les données pour l'estimation de l'état courant des composants, particulièrement les roulements, et la prédiction de leur RUL. Cette approche est basée sur l'utilisation de la technique

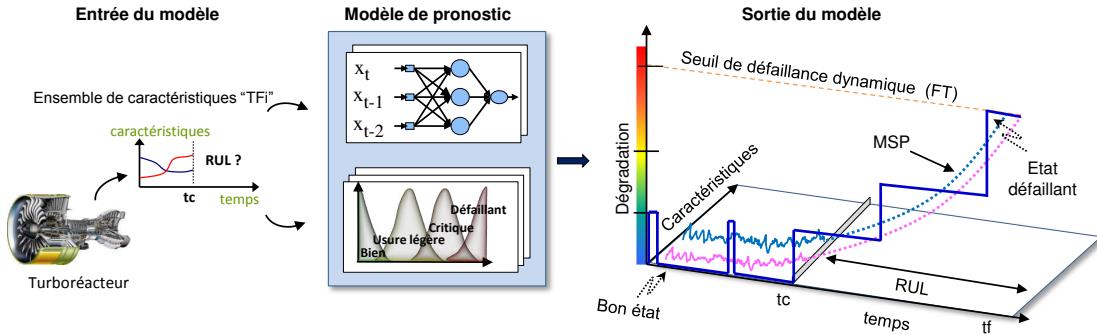


FIGURE 1.9 – Exemple de pronostic guidé par les données [89].

de décomposition en paquet d'ondelettes (*Wavelet Packet Decomposition (WPD)*) et les modèles de Markov cachés à mélange de Gaussiennes et de Markov cachés (*Mixture of Gaussians Hidden Markov Models (MoG-HMM)*). Leur approche repose sur le principe de deux phases : une phase hors ligne et une phase en ligne. Durant la phase hors ligne, les données brutes issues des capteurs sont tout d'abord traitées pour extraire des caractéristiques sous forme de coefficients *WPD*. Les caractéristiques extraites sont ensuite injectées dans des algorithmes d'apprentissage dédiés pour estimer les paramètres d'un MoG-HMM, qui correspond le mieux au phénomène de dégradation. Le modèle généré est exploité au cours de la deuxième phase, conduite en ligne, pour évaluer en permanence l'état de santé actuel du composant et estimer son RUL avec un intervalle de confiance. La méthode développée est testée sur des données du *NASA prognostics data repository* liées à plusieurs expériences de défaillances sur des roulements.

D'autres exemples d'application de l'approche de pronostic guidée par les données peuvent être trouvés dans la littérature scientifique. À titre d'exemple, nous citons les travaux menés par Wang *et al.* [204] sur la prédiction de la propagation de la détérioration dans les machines tournantes et les travaux d'Orchard *et al.* [146] sur la prédiction de la propagation de fissures dans les palettes de turbines.

Dans la sous-section suivante, nous allons présenter le principe de l'approche de pronostic hybride ainsi que quelques exemples d'application. Cette approche consiste à combiner les deux approches précédentes, pronostic basé sur un modèle physique et pronostic guidé par les données de surveillance.

1.5.3 Pronostic hybride

A. Principe

Une approche de pronostic hybride vise à améliorer la qualité de prédiction du RUL. Tous les travaux de recherche conviennent que les approches de pronostic basées sur un modèle physique garantissent des « bonnes » prédictions. Néanmoins, même avec la bonne qualité des résultats, la complexité est très importante pour être ignorée. Cette

complexité peut être réduite en intégrant les approches de pronostic guidées par les données. Ainsi, l'approche hybride bénéficie des avantages et des inconvénients des deux approches de pronostic. En d'autres termes, lorsque les données de la compréhension physique du mécanisme de défaillance et de surveillance sont disponibles, une approche hybride est la meilleure solution qui offre un compromis entre la complexité du modèle physique et la précision de prédiction.

Dans la littérature scientifique, nous trouvons deux classes de pronostic hybride [151] (figure 1.10) :

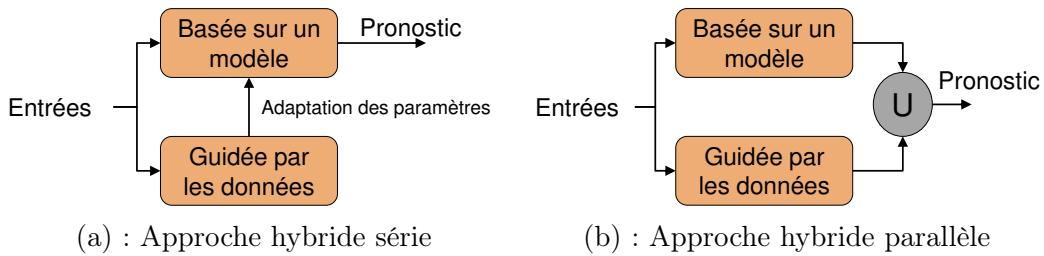


FIGURE 1.10 – Approches de pronostic hybride [122].

- *Approche hybride série* (figure 1.10(a)) : dans cette approche on utilise une approche guidée par les données pour estimer les paramètres non observables d'un modèle physique préalablement établi. C'est le cas par exemple des études menées par An *et al.* [5] sur les batteries et celles menées par Jouin *et al.* sur les piles à combustible [94] ;
- *Approche hybride parallèle ou fusion* (figure 1.10(b)) : cette approche consiste à combiner la sortie du modèle physique avec celle d'un outil orienté données pour prédire les phénomènes non expliqués par le modèle. À titre d'exemple, nous pouvons citer les travaux menées par Cheng et Pecht [33] et par Kumar *et al.* [101] sur les composants électroniques et les travaux de Sutharssan *et al.* [183] sur les diodes led à haute puissance.

B. Exemples d'application

Malgré leur précision, les approches de pronostic hybride sont peu développées comparées aux approches de pronostic guidées par les données ou basées sur un modèle. Dans la littérature scientifique, il existe peu de travaux traitant du pronostic hybride. Ci-après, nous présentons quelques exemples d'application de ces approches de pronostic.

Medjaher et Zerhouni [134] ont proposé une approche de pronostic hybride pour les systèmes mécatroniques. Cette approche repose sur deux phases : une première phase concerne la construction de modèles d'état et de dégradation du système et une seconde phase concerne l'évaluation de l'état de santé du système, la prédiction de son état futur et l'estimation de son RUL. L'approche proposée a été appliquée à un système mécatronique pour confirmer son efficacité (figure 1.11).

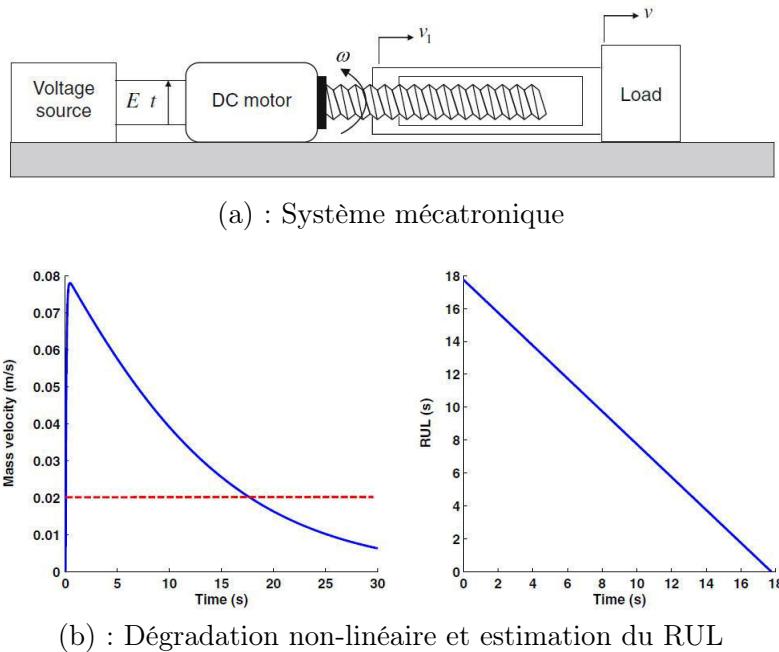


FIGURE 1.11 – Exemple de pronostic hybride [134].

Mohanty *et al.* [138] ont développé une approche de pronostic hybride pour estimer en temps réel le RUL de structures métalliques des avions. Cette approche est composée de trois modules : 1) un modèle hors-ligne basé sur la physique, 2) un modèle hors-ligne guidée par les données et 3) un modèle en-ligne d’identification basé sur un modèle de prédiction. La combinaison de ces trois modules forme l’approche hybride. Les résultats de l’application de l’approche sur l’aluminium ont valider sa performance.

Nous pouvons aussi citer les études menées par Kumar *et al.* [101] sur le pronostic dans les produits électroniques et les travaux de Liao et Kottig [117] sur la prédiction de la durée de vie des batteries.

L’efficacité des approches de pronostic que nous venons de présenter dépend des informations venant des modules qui précèdent le module de pronostic. Pour générer des informations pertinentes, il est nécessaire de générer des données de surveillance représentatives des phénomènes de dégradation et exploitables en PHM en général et en pronostic en particulier. Pour ce faire, il y a deux étapes qu’il faut considérer et qui sont le choix des composants critiques d’un système et la définition des grandeurs physiques à surveiller. Dans la section suivante, ces deux étapes sont introduites.

1.6 Choix des composants critiques et définition des grandeurs physiques à surveiller

Avant d'appliquer le PHM à un système, deux étapes principales que nous décrivons ci-dessous doivent être réalisées. Ces deux étapes concernent le choix des composants critiques et la définition des grandeurs physiques à surveiller (figure 1.12).

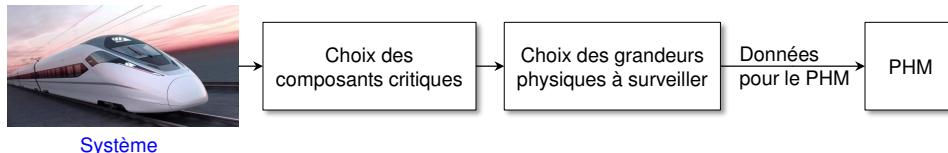


FIGURE 1.12 – Étapes avant le PHM.

1.6.1 Choix des composants critiques

Le pronostic de défaillances d'un système se fait sur ses composants critiques plutôt que sur son intégralité. En effet, dans la pratique, la défaillance d'un système peut être expliquée par la défaillance d'un ou de plusieurs de ses composants. Cependant, ces derniers n'ont pas tous la même criticité. À titre d'exemple, la défaillance du système d'affichage des numéros des sièges après le démarrage d'un train à grande vitesse n'affectera pas la disponibilité de ce dernier. En revanche, la défaillance d'un pantographe ou d'un moteur de traction aura des conséquences quasiment instantanées sur la disponibilité du train. Cette étape concerne donc le choix des composants critiques du système qui nécessitent une surveillance particulière et sur lesquels se focalisera le pronostic. Les étapes à suivre pour identifier les composants critiques dans un système sont détaillées dans le rapport de l'habilitation à diriger des recherches de K. Medjaher [130]. La figure 1.13 montre un exemple de choix des composants critiques pour un train. Tout d'abord, le moteur est identifié comme un sous-système dans le train. Dans ce moteur, le stator et le roulement sont les composants critiques qui subissent le plus de défaillances.

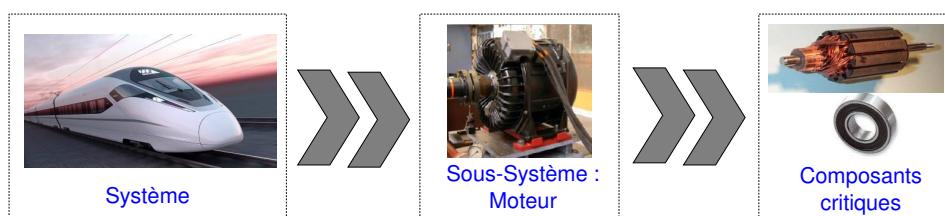


FIGURE 1.13 – Exemple de choix des composants critiques.

1.6.2 Définition des grandeurs physiques à surveiller

La surveillance et le suivi de l'état de santé des composants critiques peuvent être réalisés à partir de l'analyse des valeurs prises par certaines de leurs grandeurs physiques. Le choix de ces dernières est donc primordial. Cela nécessite une connaissance fine et approfondie des liens causaux entre la variation des grandeurs physiques et l'initiation et l'évolution des dégradations. Un mauvais choix peut conduire soit à des non détections, soit à de fausses alertes qui, dans les deux cas, pourraient avoir des conséquences catastrophiques (accidents, explosions, déraillements, etc.). À titre d'exemple, la mesure des vibrations axiales sur un roulement d'une machine tournante renseigne sur la présence de défauts au niveau des billes ou des cages, par contre la mesure de l'humidité autour du roulement aura moins de pertinence sur la détection de défauts. Le choix des grandeurs physiques à surveiller nécessite des compétences pluridisciplinaires du fait de la diversité des phénomènes physiques présents dans les systèmes industriels et dans leurs composants critiques. Dans ce choix, les expertises du constructeur et de l'exploitant du système sont précieuses et doivent être prises en compte. Le tableau 1.1 donne un aperçu des grandeurs qui peuvent être surveillées en fonction de certains phénomènes physiques.

TABLE 1.1 – Exemples de grandeurs physiques à surveiller [32].

Domaine	Grandeur physique
Thermique	Température, flux thermique, dissipation thermique
Électrique	Tension, courant, résistance électrique, inductance, capacité, constante du diélectrique, charge, polarisation, champs électrique, fréquence, puissance, niveau de bruit, impédance
Mécanique	Longueur, aire, volume, déplacement, vitesse, accélération, débit, force, couple, densité, masse volumique, raideur, frottement, pression, émissions acoustiques
Chimique	concentration chimique, réactivité
Humidité	humidité relative, humidité absolue
Biologique	PH, concentration de molécules biologiques, micro-organismes
Optique	Intensité lumineuse, phase, longueur d'onde, polarisation, réflectance, transmittance, indice de réfraction, amplitude, fréquence
Magnétique	Champs magnétique, moment magnétique, perméabilité, direction, position, distance

Après le choix des composants critiques et la définition des grandeurs physiques à surveiller, le processus PHM peut être initié en effectuant sa première étape qui est l'acquisition des données. Cette étape doit permettre de fournir des données fiables et prêtées au traitement par les différents modules du PHM.

Dans la section suivante, nous allons présenter une synthèse de l'étude bibliographique sur le PHM.

1.7 Synthèse

Le *Prognostics and Health Management* vise à étendre la durée de vie des systèmes industriels, tout en réduisant les coûts d'exploitation et de maintenance. Pour cette raison, le pronostic est considéré comme un processus clé pour mettre en œuvre une maintenance prévisionnelle efficace. L'objectif principal de ce processus est d'utiliser les informations de surveillance d'un système en service pour estimer son RUL avant l'apparition d'une ou plusieurs défaillances. Comme expliqué dans la sous-section 1.5, le pronostic de défaillances peut être réalisé par trois approches différentes : 1) approche basée sur un modèle, 2) approche guidée par les données et 3) approche hybride. La figure 1.14 résume la classification des approches de pronostic présentée précédemment.

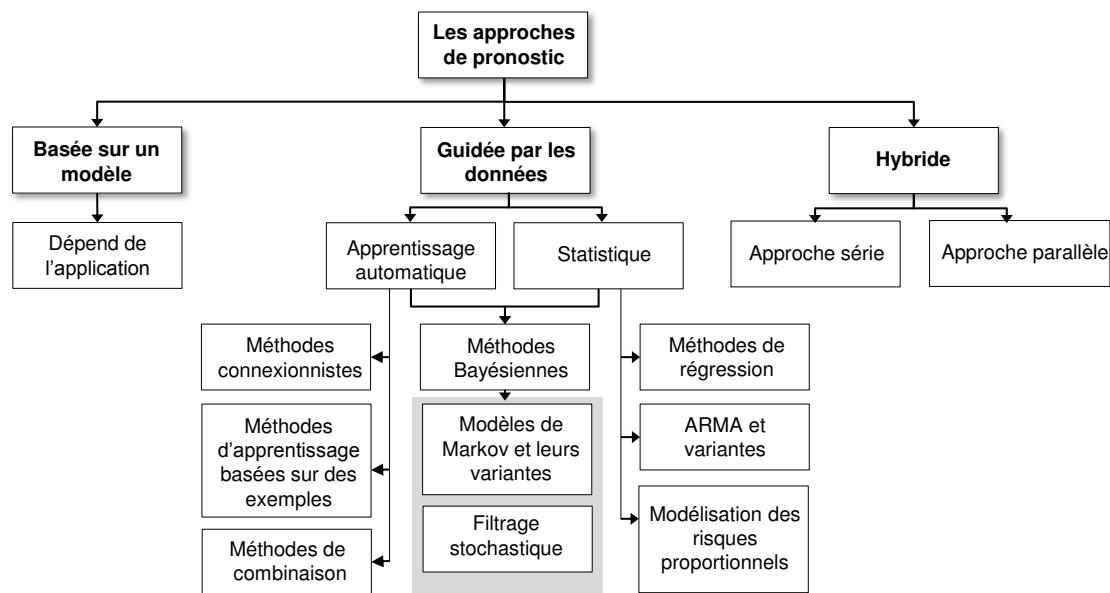


FIGURE 1.14 – Classification des approches de pronostic.

Parmi ces approches, l'approche de pronostic basée sur un modèle physique nécessite une modélisation des phénomènes de dégradation pour offrir plus de précision. Comparée à l'approche guidée par les données, cette approche exige peu de données, mais elle est spécifique pour un composant ou un mode de défaillance et peut difficilement être généralisée [51]. Cependant, en plus de son coût élevé, cette approche est très difficile à mettre en œuvre à cause de la complexité de la construction de modèles analytiques décrivant le comportement du système et de sa dégradation.

L'approche de pronostic guidée par les données offre un meilleur compromis en termes de précision, de coût de mise en œuvre et d'applicabilité. Elle ne nécessite pas une formalisation mathématique de phénomènes complexes. Le point fort de cette approche est sa capacité à transformer des données bruitées en informations pertinentes qui peuvent être utilisées pour le pronostic et la prise de décision [49]. Elle peut être une bonne solution pour les systèmes non-linéaires complexes où la construction du modèle est difficile, voire

impossible. En revanche, avoir suffisamment de données de surveillance n'est pas toujours possible, et donc l'applicabilité d'une approche guidée par les données reste limitée.

Une approche hybride combine les deux approches précédentes pour bénéficier de leurs avantages pour un pronostic fiable et précis. Cependant, cette approche de pronostic est parfois difficile à mettre en œuvre pour certains systèmes.

Chacune de ces approches a ses avantages et ses inconvénients, ce qui limite leur applicabilité. Le tableau 1.2 résume les avantages et les inconvénients de chaque approche.

TABLE 1.2 – Résumé sur les avantages et les inconvénients des trois approches de pronostic.

Approches	Avantages	Inconvénients
Approche basée sur un modèle physique	<ul style="list-style-type: none"> – Déterministe et précise – Peut être utilisée dans différentes conditions – Exige peu de données pour la prédiction 	<ul style="list-style-type: none"> – Difficulté de mise en œuvre – Cout élevé de mise en œuvre – Complexité de modèles de dégradation – Nécessite une connaissance complète du comportement du système
Approche guidée par les données	<ul style="list-style-type: none"> – Simplicité et facilité de mise en œuvre – Cout faible – Ne nécessite pas une compréhension détaillée de mécanismes de dégradation 	<ul style="list-style-type: none"> – Besoin de données expérimentales représentatives des mécanismes de dégradation – Variabilité des données expérimentales même pour un même types de composant testé dans les mêmes conditions – Absence de causalité physique entre les données des tests et l'évolution des dégradations
Approche hybride	<ul style="list-style-type: none"> – Peut être utilisée avec un manque de données – Prédictions précises 	<ul style="list-style-type: none"> – Grande complexité de mise en œuvre – Nécessite à la fois les données évènementielles et d'observation

Le PHM est largement appliqué dans les systèmes industriels, soit pour de petits composants (roulements, piles à combustible, outils de coupe, etc) ou pour des systèmes complets (moteurs, turboréacteurs, éoliennes, etc.). Malgré ses avantages, à notre connaissance, il n'existe pas des contributions qui implémentent le PHM aux *Micro-Electro-Mechanical Systems (MEMS)*. Cela peut être expliqué par les nombreuses spécificités des MEMS qu'il faut prendre en compte (miniaturisation, difficulté d'acquisition de

données, difficulté de modélisation, etc.). Ces micro-systèmes sont utilisés dans de nombreuses applications telle que l'automobile, l'aérospatial, le biomédical, les technologies de communication, etc. Ils font ainsi partie de notre vie quotidienne et leurs défaillances peuvent avoir des répercussions négatives sur la disponibilité et la fiabilité des systèmes dans lesquels ils sont utilisés, voire même sur notre confort et notre sécurité. Il est donc important de surveiller leur état de santé et d'anticiper leurs défaillances avant leur apparition. Cela peut être réalisé en mettant en place une méthode de pronostic pour les MEMS. Cette méthode peut être inspirée de celles développées pour les macro-systèmes. Néanmoins, il est nécessaire de tenir compte des spécificités des MEMS.

Une des contributions de cette thèse est ainsi de proposer une approche de pronostic pour les MEMS en s'appuyant sur les connaissances acquises dans le domaine des macro-systèmes. Avant de proposer cette approche, il est nécessaire d'explorer le monde des MEMS. Pour cela, dans le chapitre suivant, nous allons introduire les MEMS et présenter une synthèse sur les travaux publiés dans ce domaine.

1.8 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur le PHM et plus particulièrement sur la phase très importante du pronostic (estimation du RUL). L'évolution des politiques de maintenance est tout d'abord présentée pour expliquer l'émergence du PHM. Le processus PHM est ensuite introduit par la description de ses différents modules. Le pronostic est considéré comme la phase la plus importante dans le processus PHM. Il consiste à estimer la durée de vie restante avant défaillance d'un système et à projeter son état de santé dans le futur. Le pronostic peut être réalisé par trois approches différentes : approche basée sur un modèle physique, approche guidée par les données de surveillance et approche hybride. Le principe de ces approches ainsi que des exemples d'application sont présentés. Les deux étapes nécessaires avant d'appliquer le PHM à un système, à savoir le choix des composants critiques et la définition des grandeurs physiques à surveiller, sont ensuite décrites. À la fin de ce premier chapitre, une synthèse de l'étude bibliographique sur le PHM est donnée. En effet, cette étude a montré qu'il n'existe pas des contributions qui implémentent du PHM pour les MEMS. Ces micro-systèmes jouent des rôles très importants dans notre vie quotidienne et il est nécessaire de surveiller leur état de santé, estimer leur durée de vie et prendre les décisions appropriées en conséquence.

Dans le chapitre suivant, nous allons introduire les MEMS et donner des exemples d'application afin de montrer leur importance et la demande croissante de ces micro-systèmes dans tous les domaines. Ensuite, nous allons établir une synthèse sur les travaux publiés dans le domaine de la fiabilité des MEMS. Finalement, une comparaison entre la fiabilité et le PHM nous permettra de mettre en évidence la nécessité de développer le PHM des MEMS.

Pour développer le PHM des MEMS, les trois étapes suivantes seront abordées dans les prochains chapitres :

- développer une approche de pronostic pour l'évaluation de l'état de santé des MEMS et l'estimation de leur RUL (chapitre 3) ;
- utiliser les résultats du pronostic pour la prise de décision post-pronostic dans les systèmes à base de MEMS (chapitre 4) ;
- appliquer l'approche de pronostic et la décision post-pronostic dans un système à base de MEMS réel : convoyeur d'objets sans contact à base de MEMS (chapitre 5).

Chapitre 2

Vers le PHM des MEMS

Sommaire

2.1	Introduction	38
2.2	Micro-Electro-Mechanical Systems : MEMS	38
2.2.1	Définition	38
2.2.2	Classification des MEMS	39
2.2.3	Actionnement dans les MEMS	39
2.2.4	Domaines d'application	41
2.2.4.1	L'automobile	41
2.2.4.2	Le spatial et l'avionique	41
2.2.4.3	Le biomédical	43
2.2.5	Marché des MEMS	43
2.3	Fiabilité des MEMS	44
2.3.1	Les mécanismes de défaillance des MEMS	46
2.3.1.1	Le collage	46
2.3.1.2	La fracture	47
2.3.1.3	La fatigue et le fluage	47
2.3.1.4	L'usure	48
2.3.1.5	La contamination	49
2.3.1.6	La décharge électrostatique (ESD) et la surcharge électrique (EOS)	49
2.3.1.7	Le chargement du diélectrique	50
2.3.2	Classification des mécanismes de défaillance	50
2.3.3	Les tests de vieillissement accéléré	51
2.3.4	Les modèles de fiabilité prédictive	52
2.4	De la fiabilité au PHM des MEMS	53
2.5	Conclusion	55

2.1 Introduction

LES micro-systèmes électromécaniques, en anglais *Micro-Electro-Mechanical Systems (MEMS)*, sont utilisés aujourd’hui dans presque tous les secteurs industriels tels que l’automobile, l’aérospatial, le biomédical, les technologies de communication et les applications militaires, où ils contribuent à des fonctions très importantes. En revanche, les MEMS souffrent de plusieurs problèmes de fiabilité dûs à leurs différents mécanismes de défaillance qui peuvent avoir des répercussions négatives sur la disponibilité et la fiabilité des systèmes industriels dans lesquels ils sont utilisés. Cela est confirmé par le nombre important d’études menées sur la fiabilité des MEMS. C’est dans ce contexte que le *Gnostics and Health Management (PHM)* apparaît comme une activité prometteuse pour surveiller l’état de santé des MEMS, anticiper leurs défaillances avant leur apparition en estimant le temps restant de fonctionnement avant défaillance (*Remaining Useful Life : RUL*) et l’utiliser pour la prise de décision afin d’améliorer la disponibilité des systèmes utilisant des MEMS.

Ce deuxième chapitre vise à montrer l’avantage de déployer le PHM des MEMS plutôt que de se limiter à l’étude de leur fiabilité. Nous commençons par une présentation des MEMS : définition, classification, actionnement, domaines d’application et marché. Ensuite, une étude bibliographique sur les travaux réalisés dans le cadre de la fiabilité des MEMS est présentée. À la fin du chapitre, nous montrons tout l’intérêt qu’il y a à passer de la fiabilité au PHM des MEMS.

2.2 Micro-Electro-Mechanical Systems : MEMS

2.2.1 Définition

MEMS est un acronyme anglais pour *Micro-Electro-Mechanical Systems* qui peut se traduire par micro-systèmes électromécaniques. Ce concept est né dans les années 80 à Berkeley lorsque le professeur Howe [79] a utilisé l’acronyme MEMS.

Définition : 13

Un MEMS est un système intégrant des éléments mécaniques utilisant l’électricité comme source d’énergie en vue de réaliser des fonctions de mesure et/ou d’actionnement dans une structure présentant des dimensions micrométriques.

Les MEMS sont fabriqués avec les technologies de micro-fabrication, et ils sont le plus souvent à base de silicium. D’autres matériaux sont également utilisés en fonction de l’application tels que les métaux, les matériaux piézo-électriques, les polymères, etc.

2.2.2 Classification des MEMS

Walraven [202] a créé le concept de classification des MEMS qui est basée principalement sur les caractéristiques de nature mécanique. Les MEMS peuvent être classés en quatre classes :

- **Classe I** : cette catégorie contient les MEMS sans parties mobiles (accéléromètres, capteurs de pression, etc.) ;
- **Classe II** : c'est les MEMS qui ont des parties mobiles et sans surfaces d'impact (gyroscopes, oscillateurs RF, etc.) ;
- **Classe III** : c'est la catégorie des MEMS avec parties mobiles et avec surfaces d'impact (relais, valves, pompes, etc.) ;
- **Classe IV** : dans cette catégorie nous trouvons les MEMS avec parties mobiles, avec surfaces d'impact et de frottement (scanners, commutateurs optiques, etc.).

Les MEMS peuvent être aussi classés en plusieurs catégories. Le tableau 2.1 est une synthèse réalisée par Li *et al.* [116] sur les différentes catégories de MEMS en fonction de leurs applications.

2.2.3 Actionnement dans les MEMS

Le rôle d'un actionneur est de commander un processus à partir d'une consigne émise par un système d'information. A l'échelle réduite, plus précisément dans les MEMS, un actionneur remplit les mêmes fonctions que dans le macro-monde et on l'appelle « micro-actionneur » en raison de sa taille micrométrique. Actuellement, les micro-actionneurs font l'objet d'intenses recherches. La plupart d'entre eux sont encore des prototypes de laboratoire, mais ils seront sans doute utilisés dans les produits industriels de demain.

Les micro-actionneurs utilisés dans les MEMS réalisent la tâche de convertir l'énergie électrique ou thermique en énergie mécanique [125]. Ils peuvent mettre en œuvre différents principes d'actionnement : électrostatique [12], électromagnétique [190], piézoélectrique [39], électrothermique [54], électrochimique [144], thermopneumatique [92] et la mémoire de forme [162]. Parmi ces principes, nous traiterons, ci-dessous, uniquement ceux qui présentent un réel intérêt pour les applications contemporaines :

- *Actionnement électrostatique* : il s'agit de générer une force électrostatique en appliquant une différence de potentiel entre une électrode fixe et une autre mobile séparées d'un isolant. Le déplacement de l'électrode mobile est proportionnel à la force électrostatique qui elle dépend de la distance entre les deux électrodes, de leurs formes et surfaces, de la différence de potentiel appliquée et de la nature des matériaux utilisés. Ce principe d'actionnement est utilisé dans plusieurs MEMS tels que les micro-princes [132], les accéléromètres [206], les micro-miroirs [48], etc.
- *Actionnement électromagnétique* : il s'agit de générer un mouvement d'une membrane ferromagnétique mobile sous l'action d'une bobine. Ce type d'actionnement est utilisé par exemple dans les micro-relais magnétiques [205] et les commutateurs optiques [60].

TABLE 2.1 – Catégories et exemples des MEMS.

Catégories	Descriptions	Exemples
Micro-capteurs	Dispositifs conçus pour détecter des changements physiques ou environnementaux.	Accéléromètres, capteurs de pression, gyroscopes, etc.
Micro-actionneurs	Dispositifs conçus pour activer ou stimuler un autre composant MEMS.	Micro-actionneurs électrostatiques, micro-actionneurs thermiques, etc.
RF MEMS	Dispositifs utilisés pour passer, transmettre, filtre et manipuler les signaux.	Micro-résonateurs, commutateurs, etc.
MOEMS	Dispositifs conçus pour diriger, réfléchir, filtrer, ou amplifier la lumière.	Micro-miroirs, commutateurs optiques, etc.
MEMS microfluidiques	Dispositifs conçus pour interagir avec des systèmes à base de fluide.	Micro-pompes, micro-valves, etc.
Bio MEMS	Dispositifs conçus pour interagir avec des échantillons biologiques tels que les protéines, les cellules biologiques, etc.	Puces à ADN, puces microfluidiques, etc.
MEMS de puissance	Dispositifs conçus pour générer et stocker la puissance ou l'énergie sur une puce pour les systèmes portables	Générateurs électriques, micro-propulseurs, etc.

- *Actionnement piézo-électrique* : ce type d'actionnement s'appuie sur les caractéristiques mécaniques et électriques des matériaux piézo-électriques qui se déforment mécaniquement sous l'action d'un potentiel électrique et inversement génèrent une tension suite à une déformation. Les matériaux piézo-électriques les plus utilisés sont le cristal quartz, les céramiques piézo-électriques et les polymères piézo-électriques. Nous trouvons ce type d'actionnement par exemple dans les micro-pompes [93] et les micro-miroirs [193].
- *Actionnement électrothermique* : cet actionnement est basé sur le principe de dilatation thermique pour créer une déformation en appliquant un courant dans un matériau conducteur déformable. Il existe trois types de micro-actionneurs électrothermiques qui exploitent ce principe. Le premier type consiste à utiliser deux matériaux de coefficients de dilatation thermique différents. Le deuxième type, souvent appelé actionneur électrothermique de forme U, consiste à mettre en œuvre une structuration spécifique d'un matériau unique permettant un auto-échauffement différencié de deux bras [81]. Le dernier type, appelé actionneur en

chevron, consiste à exploiter directement la dilatation d'un matériau ancré en ses extrémités et soumis à son auto-échauffement [126].

Les différents principes d'actionnement présentés ci-dessus sont très étudiés et développés. L'utilisation d'un principe d'actionnement dans un MEMS dépend de l'application, du déplacement attendu et la quantité d'énergie nécessaire. Par exemple, les principes d'actionnement électrostatique et piézo-électrique ne sont pas adaptés pour les applications qui nécessitent un grand déplacement. L'avantage de ces deux principes est qu'ils ne nécessitent pas une grande quantité d'énergie. Les principes d'actionnement magnétique et électrothermique développent des déplacements très importants ($> 20\mu m$). En revanche, ces deux principes nécessitent une grande quantité d'énergie. Le MEMS considéré dans notre étude utilise le principe d'actionnement électrothermique. Plus de détails sur ce MEMS seront donnés dans le chapitre 5.

Généralement, les micro-actionneurs dans les MEMS sont formés par des éléments qui subissent des défaillances. Les différents mécanismes de défaillance identifiés dans les MEMS sont présentés dans la section 2.3.1.

2.2.4 Domaines d'application

Au cours des dernières décennies, les MEMS sont passés du laboratoire à la commercialisation mondiale. Grâce à leur miniaturisation, leur faible consommation d'énergie et leur intégration étroite avec l'électronique [173], les MEMS sont de plus en plus utilisés dans plusieurs secteurs industriels, notamment l'automobile, le spatial et l'avionique, le biomédical, les technologies de communications ou encore les applications militaires. Ils sont utilisés dans différentes fonctions de détection, d'actionnement et de contrôle.

2.2.4.1 L'automobile

Le secteur automobile est l'un des plus grands domaines d'application des MEMS. En effet, la part de l'électronique embarquée dans les automobiles ne cesse de croître et les micro-systèmes semblent tous indiqués pour remplacer des ensembles de capteurs mécaniques et les intégrer à l'électronique. Les applications automobiles profitent des avantages des MEMS en termes de coût et d'intégration mais également en termes de taille et d'encombrement et de leur capacité à être interrogés à distance (cas des capteurs de pressions dans les roues avec communication radio-fréquences par exemple). La figure 2.1 présente les différents MEMS utilisés dans une voiture et la figure 2.2 présente trois exemples de ces MEMS.

2.2.4.2 Le spatial et l'avionique

Les MEMS sont utilisés aussi dans le domaine spatial. En effet, pour diviser le prix des satellites, il faut les alléger et cela passe par la miniaturisation des équipements de mesures. Quelques applications des MEMS dans les satellites sont listés ci-dessous :

- Mesure inertielle : accéléromètre, gyroscope, etc.

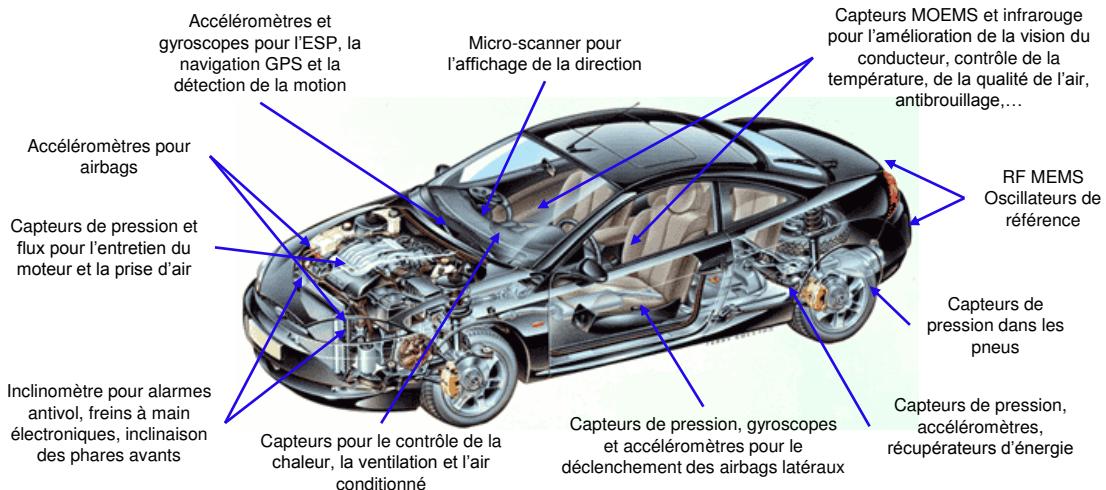


FIGURE 2.1 – Applications des MEMS en automobile.

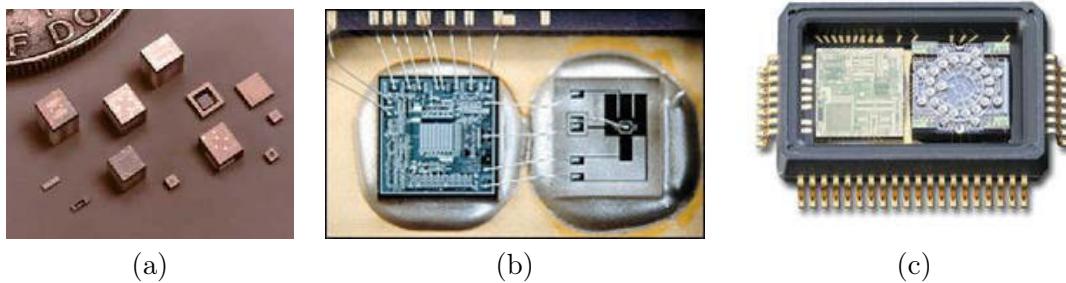


FIGURE 2.2 – (a) Capteur de pression et (b) accéléromètre et (c) gyroscope.

- Stabilisation : capteurs de terre ¹, capteurs d'étoiles ² (star-tracker), etc.
- Propulsion : micro-propulseurs (micro-thruster) ;
- Optique : matrices de micro-miroirs ;
- Détection infrarouge : bolomètres.

Au niveau de l'avionique, le remplacement de certains systèmes de mesure peut amener à des améliorations au niveau encombrement et coût mais les applications les plus intéressantes sont les réseaux de capteurs distribués. En profitant des très petites dimensions des MEMS, il est possible d'intégrer à un fuselage un réseau de capteurs pour fournir une mesure sur différents points de la pression et du flux d'air, mais également des contraintes dans les matériaux ou de la température. Parmi les MEMS utilisés dans les avions nous citons les capteurs de pression, les accéléromètres, les gyroscopes, etc.

1. Déterminent l'orientation du vaisseau spatial par rapport à la Terre
 2. Mesurent les coordonnées d'une ou plusieurs étoiles dans un repère lié au vaisseau spatial

2.2.4.3 Le biomédical

Le biomédical est un domaine où l'intérêt des MEMS est le plus grand. En effet, il existe aujourd'hui des capteurs et des actionneurs qui sont implantés à l'intérieur du corps humain et qui sont interrogés à distance. Ci-dessous, quelques exemples d'application des MEMS dans le domaine biomédical.

- L'instrumentation de micro-chirurgie : les micro-préhenseurs, l'instrumentation d'endoscopie et d'imagerie, etc.
- Les systèmes implantables : les capteurs de pressions, pompes à insuline, etc.
- L'analyse biomédical : les biopuces, capteurs de pression sanguine, etc.

2.2.5 Marché des MEMS

La première commercialisation des MEMS remonte aux années 1980 avec les capteurs de pression à base de silicium. Depuis, le marché des MEMS a connu un développement important. Des études de marché effectuées par Yole Développement en mars 2013 montrent l'évolution du marché mondial des MEMS, tous secteurs confondus (figure 2.3). Il atteignait environ 11 milliards de dollars en 2012 et 22 milliards sont prévus en 2018. Cette évolution explique l'importance des MEMS et la demande croissante de ces micro-systèmes dans tous les domaines. En revanche, ces micro-systèmes souffrent de différents problèmes de fiabilité. Cela est confirmé par la grande quantité de travaux qui ont été publiés et qui traitent de leur fiabilité. Dans la suite de chapitre nous proposons une synthèse de ces travaux.

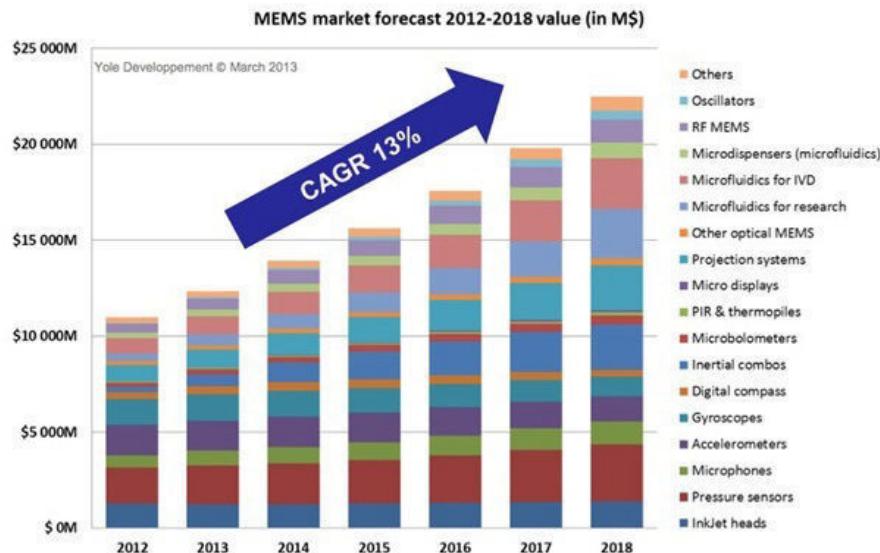


FIGURE 2.3 – Évolution du marché des MEMS entre 2012 et 2018 (Yole Développement).

2.3 Fiabilité des MEMS

Quelle que soit la taille d'un système, micro ou macro, l'étude de la fiabilité est une étape primordiale pour pouvoir passer du laboratoire à la commercialisation et aux applications industrielles. Les MEMS n'échappent pas à cette règle et l'étude de leur fiabilité est une question clé qui est en train de prendre une importance au moins pour trois raisons :

1. les MEMS sont des dispositifs complets et complexes pour lesquels l'étude de fiabilité est critique. La complexité des systèmes multiplie les risques de leur défaillance et rend impératives les études de fiabilité ;
2. leur large diffusion dans les grands systèmes leur confère des rôles à risques : Ils ont un impact direct sur la sécurité, où dans certains cas la vie humaine est en jeu ;
3. ils sont un facteur du développement économique.

Plusieurs sont les laboratoires de recherche dans le monde qui travaillent sur la fiabilité des MEMS. Notre étude de l'état de l'art dans ce domaine nous a permis de tracer la cartographie des laboratoires les plus connus dans le domaine de la fiabilité des MEMS (figure 2.4). Nous trouvons, par exemple, le *LAAS CNRS* en France, le laboratoire *LMTS* en Suisse, les laboratoires *IMEC* qui se trouvent dans plusieurs pays (Belgique, Pays-Bas, Inde, États-Unis, Japon, Chine, Taïwan et Singapour) et le laboratoire *Sandia* aux États-Unis. Les chercheurs de ces laboratoires ont proposé plusieurs méthodologies d'étude de la fiabilité des MEMS. La plupart de ces méthodologies sont basées sur l'identification et la compréhension des mécanismes de défaillance des MEMS et la réalisation de tests de vieillissement accéléré pour développer des modèles de fiabilité prédictive permettant d'estimer leur durée de vie.

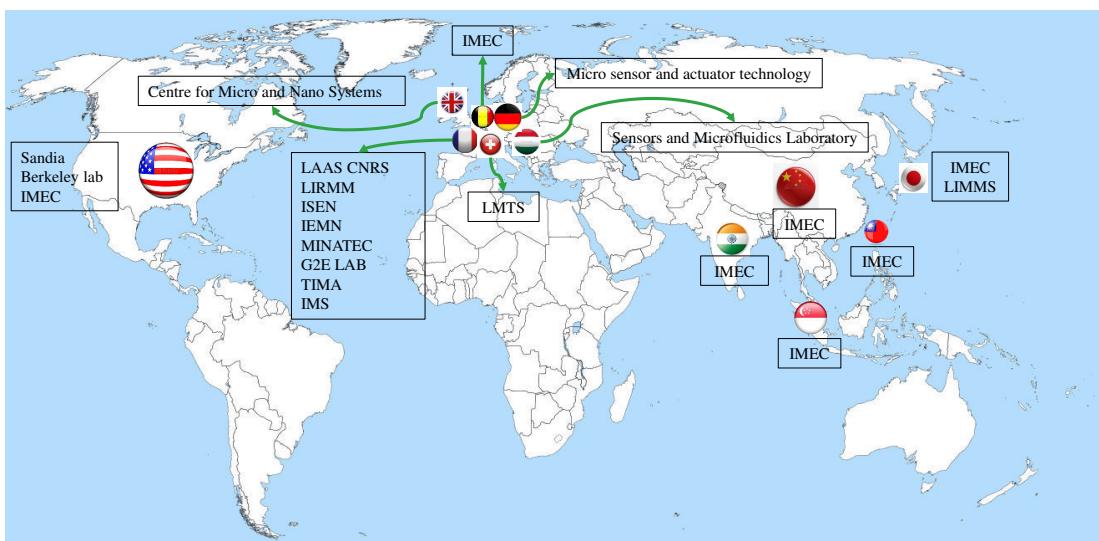


FIGURE 2.4 – Cartographie des laboratoires qui travaillent sur la fiabilité des MEMS.

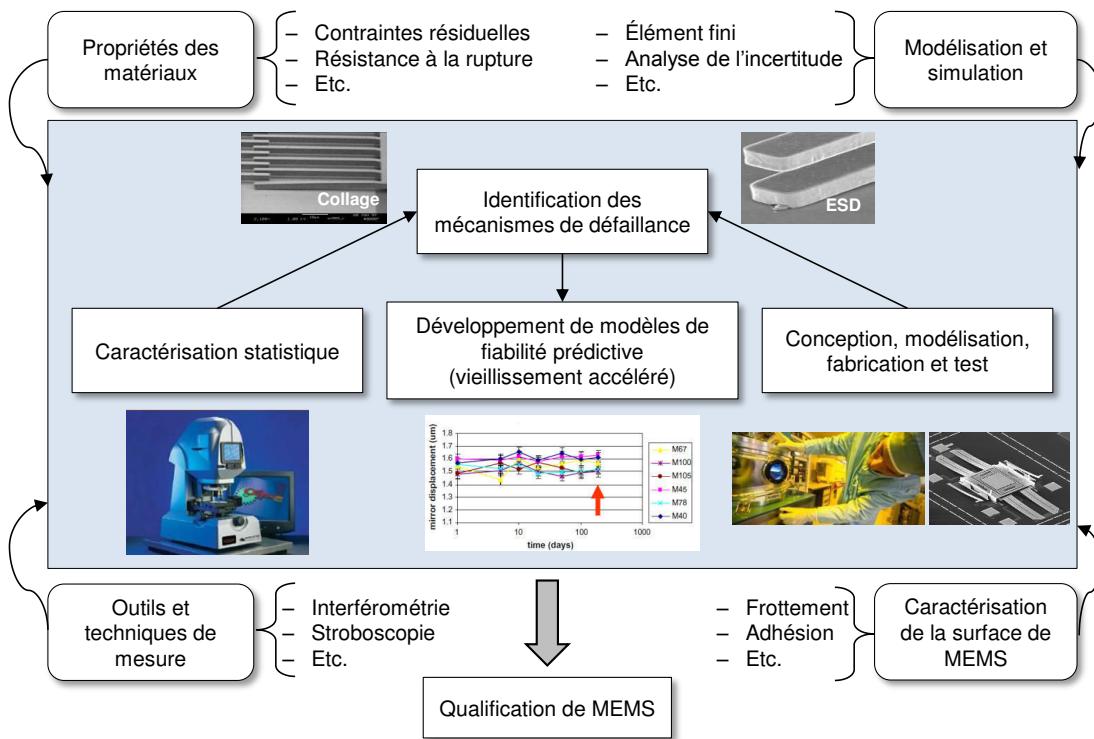


FIGURE 2.5 – Méthodologie d'étude de la fiabilité des MEMS (adaptée de [187] et [186]).

Parmi les laboratoires présentés sur la cartographie, le laboratoire *Sandia* aux États Unis est le plus actif dans le domaine de la fiabilité des MEMS. La majeure partie des travaux qui existent dans la littérature sont publiés par les chercheurs de ce laboratoire. Ils ont proposé la méthodologie la plus utilisée pour étudier la fiabilité des MEMS. Cette méthodologie est basée sur les 5 étapes suivantes :

- la première étape de la méthodologie consiste à concevoir le MEMS, le modéliser, le fabriquer et le tester ;
- la deuxième étape consiste à faire une caractérisation statistique du MEMS en testant un nombre significatif d'échantillons ;
- en se basant sur les deux premières étapes, la troisième étape consiste à identifier et comprendre les mécanismes de défaillance ;
- une fois que les mécanismes de défaillance sont identifiés, le modèle de fiabilité prédictive peut être développé en réalisant des tests de vieillissement accéléré ;
- la réalisation des étapes précédentes permet de qualifier le MEMS.

Cette méthodologie nécessite des données techniques à plusieurs étapes. Ces données concernent les propriétés des matériaux (contraintes résiduelles, résistance à la rupture, etc.), les caractéristiques de la surface (frottement, adhésion, etc.) ou la modélisation et la simulation (éléments finis, analyse de l'incertitude, etc.). Un aperçu de cette méthodologie est donné sur la figure 2.5. Parmi les différentes étapes, l'identification et

la compréhension des mécanismes de défaillance est l'étape la plus importante dans la démarche d'étude de la fiabilité d'un MEMS. Une fois que les mécanismes de défaillance sont identifiés, il est possible de définir les tests de vieillissement à appliquer afin de développer un modèle de fiabilité prédictive.

Nous allons dans les sous-sections qui suivent présenter les différents mécanismes de défaillance identifiés dans la littérature et les différents tests de vieillissement accéléré qui peuvent être appliqués aux MEMS et qui peuvent nous être utiles.

2.3.1 Les mécanismes de défaillance des MEMS

La plupart des MEMS sont conçus avec des éléments de base tels que les poutres, les membranes, les ressorts, etc [135]. Ces éléments subissent souvent différents mécanismes de défaillance causés par plusieurs facteurs d'influence (température, humidité, vibration, bruit, etc.) et qui ont un impact sur la performance des MEMS, leur durée de vie et leur disponibilité. Les mécanismes de défaillance communs et les plus identifiés dans les MEMS sont : le collage, la fracture, la fatigue, le fluage, l'usure, la contamination, la décharge électrostatique, la surcharge électrique et le chargement du diélectrique [173, 116, 135, 187, 129, 57, 82, 210, 72].

2.3.1.1 Le collage

Le collage (en anglais *stiction*, pour *static friction*) est le mécanisme de dégradation le plus difficile à modéliser et détecter dans les MEMS [173]. Les structures internes des MEMS sont si petites que les forces de surface dominent toutes les autres forces et provoquent le collage entre les structures microscopiques. Ce mécanisme de défaillance peut se produire durant la fabrication des micro-structures et il peut être causé principalement par les forces de capillarité [116]. Aussi, on peut détecter le collage pendant l'utilisation du MEMS. Il peut être causé par l'humidité, les forces électrostatiques, les liaisons chimiques [199], les forces de Van der Waals [116] et les chocs mécaniques [125]. Ce mécanisme de défaillance est très courant pour les MEMS à actionnement électrostatique comme les miroirs, les peignes inter-digités et bien spécifiquement pour les commutateurs RF capacitifs qui présentent des charges dans la couche diélectrique isolant la ligne coplanaire de transmission de la membrane mobile [41]. La figure 2.6 montre des défauts de collage survenus sur un actionneur électrostatique *comb-drive* et sur un actionneur électrothermique en forme de U (bilame). On remarque sur la photos (a) de la figure 2.6 qu'une électrode fixe de l'actionneur *comb-drive* est collée au substrat ; la photo (b) montre que le bras chaud de l'actionneur bilame est collé au substrat. Ces mécanismes peuvent être évités en réalisant des structures plus raides et en réduisant les surfaces en contact. *Texas Instruments* [73], le laboratoire *Sandia* [123] et *Analog Devices* [124] ont utilisé une autre approche qui consiste à traiter chimiquement la surface pour réduire ces propriétés adhésives.

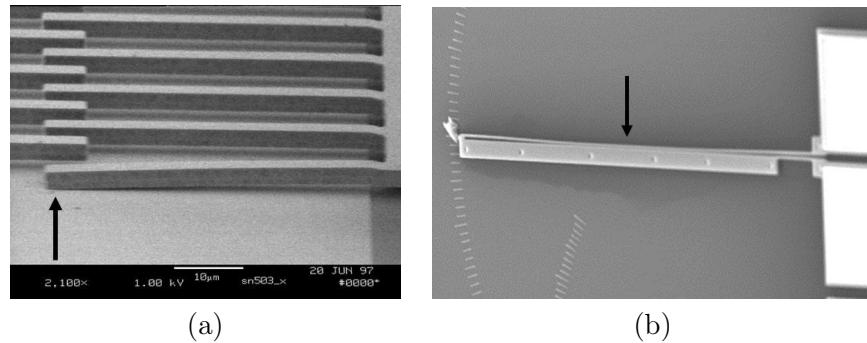


FIGURE 2.6 – (a) Collage du doigt d'un actionneur Comb-drive sur le substrat [187] ; (b) collage du bras chaud d'un actionneur électro-thermique [40].

2.3.1.2 La fracture

La fracture est un problème presque inévitable dans les MEMS. Elle est susceptible de se produire dans les MEMS qui contiennent des poutres structurelles qui sont des éléments de base de la plupart des MEMS tels que les accéléromètres, les micro-miroirs, etc. Principalement, ce mode de défaillance peut être causé par les contraintes appliquées (flexion, torsion, etc.), les chocs mécaniques [209], les vibrations et les fissures dues à la fatigue [36]. La figure 2.7 montre des photos de fractures affectant un micro-résonateur en peigne.

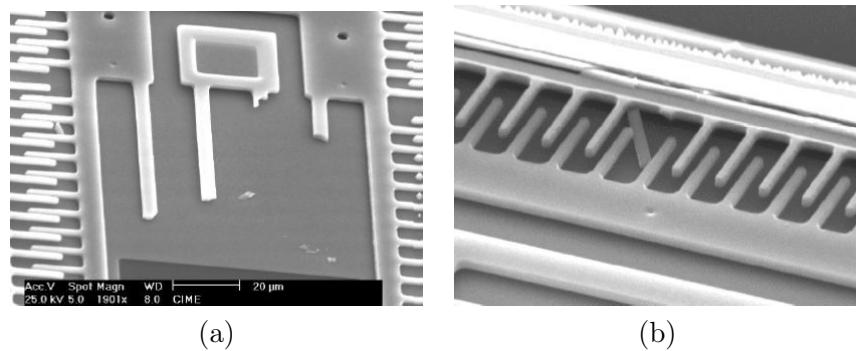


FIGURE 2.7 – Fracture dans des micro-structures suspendues (a) doigts de peignes interdigités ; (b) ressort de suspension [30].

2.3.1.3 La fatigue et le fluage

La fatigue et le fluage peuvent se produire dans les MEMS avec des parties mobiles (membranes, poutres, etc.) et qui sont sollicités par de très nombreux cycles de fonctionnement.

La fatigue commence par des fissures dans la zone de forte concentration de contraintes et se propage lentement à travers le matériau jusqu'à ce que la rupture se produise. Ce phénomène peut survenir dans les MEMS métalliques et avec silicium. Pour le silicium, la fatigue ne se produit que pour les contraintes appliquées supérieures à la moitié de la résistance de rupture [194]. Pour les MEMS métalliques, la fatigue peut se produire à des niveaux de stress relativement faibles.

Le fluage ou la déformation plastique est le mouvement lent d'atomes causé généralement par la température et les contraintes appliquées. Il se produit souvent dans les MEMS avec films métalliques [82]. La figure 2.8 montre le phénomène de fluage au niveau de deux poutres d'un DMD (*Digital Mirror Device*).

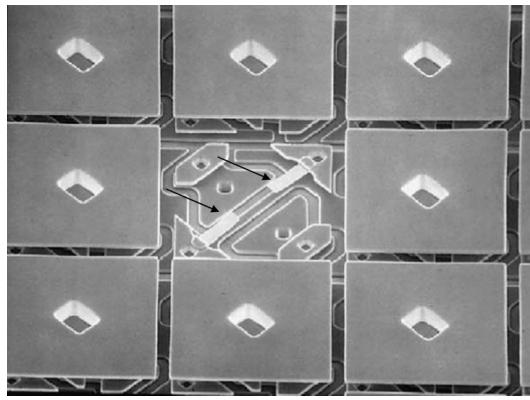


FIGURE 2.8 – Fluage de deux poutres clairement visible au milieu [77].

2.3.1.4 L'usure

L'usure est provoquée par le mouvement d'une surface sur une autre. Elle est définie comme l'enlèvement de la matière d'une surface à la suite d'une action mécanique. Il existe quatre principaux phénomènes qui causent l'usure [57] : l'adhésion, l'abrasion, la corrosion et la fatigue :

- l'usure adhésive se produit quand une surface vient arracher par frottement des fragments d'une autre surface. Cela est provoqué principalement par les forces qui lient les deux surfaces ;
- L'usure abrasive apparaît lorsqu'une surface dure et rugueuse glisse sur une surface plus molle et lui arrache des fragments de matériau. Ce phénomène, beaucoup moins répandu que l'usure adhésive, se produit surtout en présence de particules positionnées sous des micro-structures ;
- l'usure corrosive se produit lorsque deux surfaces interagissent chimiquement entre elles. Le frottement vient ensuite arracher un des produits de la réaction. Ce mécanisme peut entraîner une défaillance dans les MEMS chimiquement actifs notamment les dispositifs micro-fluidiques et les MEMS biologiques, par exemple les laboratoires sur puces (*lab-on-chip*) ;

- l'usure par fatigue apparaît principalement dans les roulements et les engrenages. Les fissures de fatigue causés par les contraintes appliquées se propagent parallèlement à la surface en provoquant l'enlèvement de matériau. Ce type d'usure génère des particules beaucoup plus grandes que les autres types.

La figure 2.9 illustre un exemple d'une usure par fatigue au niveau de l'engrenage d'un micro-moteur.

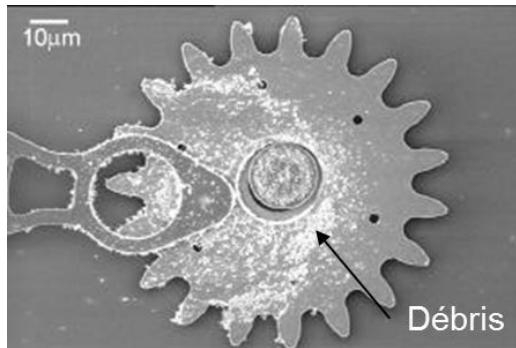


FIGURE 2.9 – Usure au niveau de l'engrenage d'un micro-moteur [187].

2.3.1.5 La contamination

Plusieurs MEMS comptent sur le mouvement des composants mécaniques pour exercer leurs fonctions. Cependant, la pénétration de matières non désirées, qui est appelée contamination, peut affecter l'aspect mécanique d'un MEMS en bloquant les parties mobiles et qui cause alors sa défaillance. La contamination peut se produire lors de procédés de fabrication tels que le nettoyage de la surface, le dépôt de métal ou lors du fonctionnement tels que la pénétration de la poussière et d'autres particules étrangères. Dans la plupart des cas, la contamination conduit à une dégradation électrique ce qui a pour effet une limitation de la durée de vie d'un MEMS. La figure 2.10 montre un actionneur *comb-drive* après avoir été soumis à des chocs mécaniques élevés. Une particule a été trouvée à proximité des doigts de l'actionneur, ce qui a donné lieu à un court-circuit.

2.3.1.6 La décharge électrostatique (ESD) et la surcharge électrique (EOS)

La décharge électrostatique (*ElectroStatic Discharge : ESD*) est un transfert soudain de charge entre deux objets, par exemple entre un MEMS et la personne qui le manipule ou une autre pièce. Un exemple de l'ESD dans un actionneur électrostatique est présenté sur la figure 2.11.

La surcharge électrique (*Electrical OverStress : EOS*) peut se produire généralement à des dizaines de volts. L'EOS se produit souvent parce que le dispositif présente un défaut de câblage.

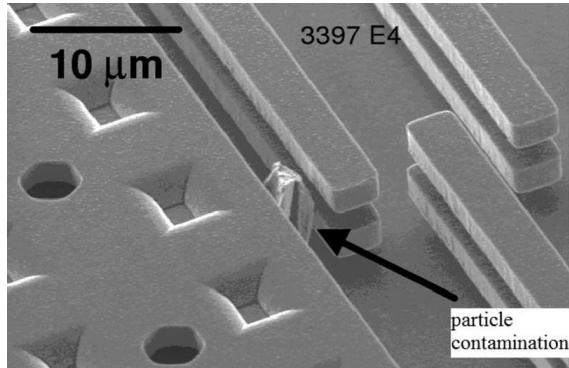


FIGURE 2.10 – Contamination au niveau d'un actionneur comb-drive d'un micro moteur [187].

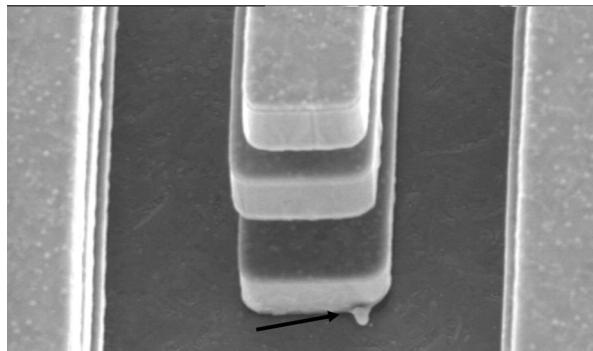


FIGURE 2.11 – ESD dans un actionneur électrostatique : le doigt de l'actionneur touche le substrat à cause de l'ESD [202].

2.3.1.7 Le chargement du diélectrique

C'est la migration des ions mobiles (Na^+) à la surface diélectrique à cause de la présence d'une couche d'eau (humidité). Ce phénomène peut se produire dans les MEMS à actionnement électrostatique. Les MEMS à actionnement électromagnétique ou thermique sont insensibles à ce phénomène.

La variété des mécanismes de défaillance des MEMS a conduit à des classifications de ces mécanismes. Dans la suite, nous présentons deux classifications différentes des mécanismes de défaillance des MEMS

2.3.2 Classification des mécanismes de défaillance

D'après la littérature scientifique, deux types de classifications des mécanismes de défaillance des MEMS ont été proposés. Matmat [125] a proposé dans sa thèse de doctorat de classifier les mécanismes de défaillance en deux catégories : des défaillances liées à la fabrication et des défaillances liées à l'utilisation (figure 2.12). McMahon [129] et

shea [173] ont proposé dans leurs articles un deuxième type de classification. Ils ont classifié les mécanismes de défaillance en trois catégories : des défaillances mécaniques, des défaillances électriques et des défaillances dues aux matériaux (figure 2.13).

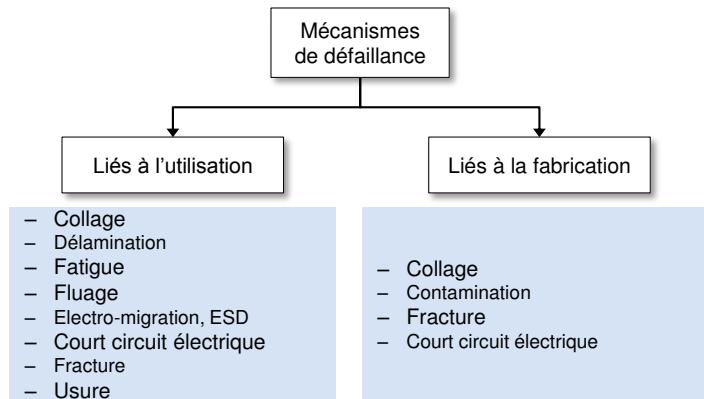


FIGURE 2.12 – Défaillance liées à l'utilisation ou à la fabrication.

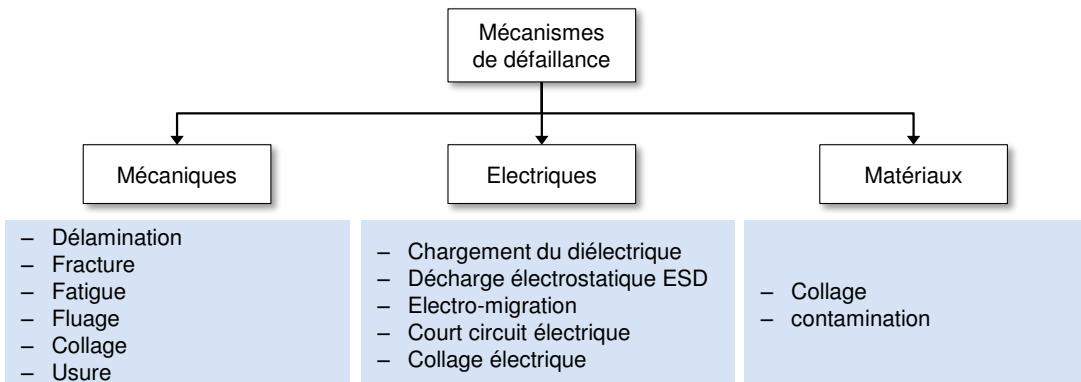


FIGURE 2.13 – Défaillances mécaniques, électriques et dues aux matériaux.

De même que dans les macro-systèmes, les mécanismes de défaillance dans les MEMS peuvent être générés de manière artificielle en appliquant des tests de vieillissement accéléré. Ces tests sont nécessaires pour l'étude de la fiabilité des MEMS et la prédition de leur durée de vie. Dans la sous-section suivante, nous définissons les tests de vieillissement accéléré ainsi que les différents facteurs d'accélération pour quelques mécanismes de défaillance des MEMS.

2.3.3 Les tests de vieillissement accéléré

Le vieillissement accéléré consiste à placer un système dans des conditions telles que son vieillissement est accéléré par rapport à un vieillissement en conditions normales.

L'intérêt principal est d'observer l'évolution au cours du temps pour prédire la durée de vie. En effet, avec un fonctionnement dans les conditions normales, la prédition de la durée de vie est très difficile. Ces tests sont appliqués pour les MEMS afin de définir un modèle de fiabilité prédictive [186]. L'application des tests de vieillissement accéléré à des MEMS nécessite une bonne compréhension des mécanismes de défaillance pour bien choisir le test le plus adapté. Les défaillances doivent être ainsi générées artificiellement en augmentant les contraintes : mécaniques, thermiques, électriques ou chimiques [141]. H. Shea a listé dans son article [173] quelques facteurs d'accélération pour certains mécanismes de défaillance mécaniques et électriques connus dans les MEMS.

Les facteurs d'accélération pour les défaillances mécaniques :

- fatigue : nombre de cycles, la déformation maximale appliquée, humidité ;
- fluage : température, contrainte appliquée ;
- collage : humidité, chocs, vibration ;
- fracture : chocs mécaniques, vibration ;
- délamination : chocs thermiques, chocs mécaniques.

Les facteurs d'accélération pour les défaillances électriques :

- court-circuit électrique : champs électriques, température, humidité ;
- chargement du diélectrique : les champs électriques, température, humidité, radiation ;
- corrosion : humidité, température.

Nous pouvons ainsi noter que l'humidité et la température sont les paramètres les plus importants qui permettent d'accélérer les défaillances mécaniques et électriques dans les MEMS.

Les données des tests de vieillissement accéléré sont souvent utilisées pour établir les modèles de fiabilité prédictive des MEMS. Dans la suite, nous définirons les modèles de fiabilité prédictive et nous présenterons un exemple de la littérature.

2.3.4 Les modèles de fiabilité prédictive

Les modèles de fiabilité prédictive sont des modèles empiriques établis à partir des données de vieillissement de plusieurs composants de la même famille. L'objectif du développement de ces modèles est l'estimation de la durée de vie restante d'un système ou d'un composant.

L'étape de développement des modèles de fiabilité prédictive des MEMS est une étape qui n'est pas très étudiée dans la littérature. En effet, cette étape nécessite de tester un grand nombre d'échantillons, ce qui n'est pas facile à réaliser surtout au niveau laboratoire. Parmi les travaux existants, nous pouvons citer les travaux menés au laboratoire *Sandia* par Tanner *et al.* [186]. Dans leur article, ils ont appliqué toutes les étapes de la méthodologie d'étude de la fiabilité des MEMS (figure 2.5) sur des micro-miroirs. Leur objectif est de prédire le taux de défaillance dans une matrice composée de 144 micro-miroirs à l'aide d'un modèle de fiabilité prédictive. Pour ce faire, ils ont testé 140 micro-miroirs pendant 100 jours. Durant cette période, les micro-miroirs ont réalisé environ 26 milliards de cycles (la fréquence de fonctionnement est égale à 3 kHz). Ils ont

utilisé le modèle statistique exponentiel donné par l'équation 2.1 pour prédire le taux de défaillance avec un niveau de confiance.

$$\lambda = \frac{-\ln(\alpha)}{nT} \quad (2.1)$$

où λ est le taux de défaillance, $(1 - \alpha)$ est le niveau de confiance, n est le nombre de MEMS testés et T est la durée totale de test qui peut être exprimée en cycles ou en jours.

Le tableau 2.2 montre les taux de défaillance ainsi que les niveaux de confiance associés. En supposant qu'ils ont un système contenant 1000 micro-miroirs et qui nécessite 5 ans de fonctionnement avec une fréquence égale à 3 kHz, ils ont prédit le taux de défaillance dans ce système en utilisant le même modèle. Par exemple, le nombre maximum des micro-miroirs défaillants pendant une période de 5 ans avec un niveau de confiance de 90% est égale à 300.

TABLE 2.2 – Prédiction du taux de défaillance pour différents niveau de confiance.

$1 - \alpha$ (%)	α	T (jours)	n	λ/an (%)	$\lambda/5$ ans (%)	Nombre maximum de miroirs défaillants pendant 5 ans
50	0.5	100	140	1.81	9.04	90
90	0.10	100	140	6.01	30.04	300
95	0.05	100	140	7.82	39.08	391

Nous pouvons conclure ainsi que les modèles de fiabilité prédictive sont des modèles statistiques qui ne prennent pas en compte les conditions d'utilisation et l'évolution de la dégradation au cours du temps. Dans la section suivante, les différents inconvénients de ces modèles sont détaillés afin de montrer l'intérêt qu'il y a à passer de la fiabilité au PHM des MEMS.

2.4 De la fiabilité au PHM des MEMS

Les MEMS constituent des éléments fonctionnels de nombreux systèmes que nous utilisons dans notre quotidien. Ils assurent des fonctions de surveillance et d'actionnement, et leur fiabilité est souvent critique pour la fiabilité des systèmes dans lesquels ils sont utilisés. Ces micro-systèmes présentent plusieurs mécanismes de défaillance qui ont un impact sur leur performance, leur durée de vie et leur disponibilité. En raison de l'importance de ces composants, plusieurs travaux de recherche ont été publiés dans la littérature scientifique dans ce domaine. L'objectif commun de la majeure partie de ces travaux est d'améliorer la fiabilité des MEMS en s'appuyant principalement sur l'identification et la compréhension de leurs mécanismes de défaillance et la réalisation de tests de vieillissement accéléré pour établir un modèle de fiabilité prédictive.

Améliorer la fiabilité des MEMS présente plusieurs avantages, tels que l'augmentation de leur durée de vie et de leur disponibilité. En revanche, la fiabilité a encore plusieurs limites. Ci-après, nous listons les différentes limites de la fiabilité en général et du modèle de fiabilité prédictive en particulier.

- Selon la norme *AFNOR NF X 06-501* [3], la fiabilité est définie comme suit :

Définition : 14

La fiabilité est l'aptitude d'un produit à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation données et pendant une période de temps donnée.

D'après sa définition, la fiabilité est valable pour des conditions et une période de temps données. C'est le cas, par exemple, pour les voitures qui sont garanties par les constructeurs automobiles pour une période de temps dans des conditions de fonctionnement données. Cependant, dans ce cas, la fiabilité est évaluée sans tenir compte de l'utilisation spécifique de chaque voiture (le profil du conducteur, les conditions d'environnement, la qualité des routes, la fréquence d'utilisation, etc.). Par conséquent, la durée de vie est différente d'une voiture à une autre en fonction de comment et où elle est utilisée.

- Dans l'étude de la fiabilité d'un système, il n'y a pas de suivi de son état de santé et de l'évolution de sa performance et/ou de sa dégradation au cours de son fonctionnement. Cela signifie qu'il n'y a pas une connaissance sur le comportement du système entre l'état « nouveau » et « défaillant » [19] (figure 2.14).

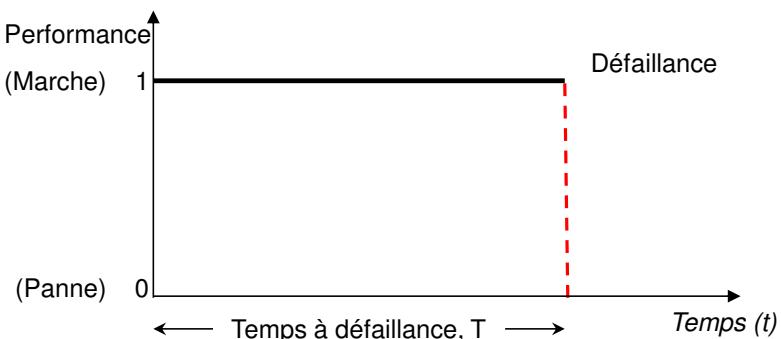


FIGURE 2.14 – Évolution de la performance d'un système dans le cadre de l'étude de fiabilité.

- Les modèles de fiabilité prédictive sont obtenus à partir des données de défaillance (des données statistiques) sur un nombre significatif d'échantillons. L'inconvénient de cette démarche réside dans le fait qu'une fois les modèles sont obtenus, ils sont appliqués sur des composants de la même famille mais dont les conditions d'utilisation sont rarement celles spécifiées lors de la conception. Cela signifie que les

paramètres des modèles restent constants alors qu'ils devraient changer en raison des conditions de fonctionnement et environnementales.

- Un autre inconvénient des modèles de fiabilité est qu'ils ne permettent pas de prendre en compte la variabilité de ces conditions pour effectuer la prise de décision dynamique (en ligne) pour la maintenance, le contrôle, la reconfiguration, etc.

Contrairement à la fiabilité, le PHM utilise des capteurs et d'autres outils d'acquisition de données pour collecter en ligne des informations sur l'état de santé du système, l'évolution de sa dégradation et ses conditions d'exploitation. Le PHM s'appuie sur ces informations pour :

- évaluer l'état de santé d'un système (ou composant) à tout instant ;
- suivre l'évolution de sa dégradation en mettant à jour les paramètres de son modèle de dégradation en fonction des informations disponibles ;
- estimer la durée de bon fonctionnement avant défaillance (RUL) ;
- planifier les actions de maintenance ;
- anticiper les défaillances ;
- prolonger la durée de vie du système en prenant de manière dynamique des décisions appropriées (par exemple la reconfiguration du système ou du profil de sa mission).

Note : 1

La différence entre PHM et fiabilité peut être expliquée par l'analogie entre boucle ouverte et boucle fermée en automatique : le PHM est pour la fiabilité ce que la boucle fermée est pour la boucle ouverte.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les MEMS, leur classification, leurs principes d'actionnement, leurs domaines d'application et leur marché afin de montrer l'importance de ces micro-systèmes dans notre vie quotidienne. Nous avons ensuite présenté une synthèse des travaux traitant de la fiabilité des MEMS. La méthodologie la plus utilisée pour étudier la fiabilité des MEMS est introduite. Cette méthodologie est basée sur l'identification et la compréhension des mécanismes de défaillance des MEMS et la réalisation des tests de vieillissement accéléré pour établir un modèle de fiabilité prédictive. Pour cela, nous avons défini les mécanismes de défaillance communs et les plus identifiés dans les MEMS. Les tests de vieillissement accéléré et les facteurs d'accélération pour certains mécanismes de défaillance ont ensuite été présentés. Nous avons aussi défini le modèle de fiabilité prédictive et nous avons présenté un exemple de la littérature. Finalement, nous avons listé les inconvénients de la fiabilité et des modèles de fiabilité prédictive. Cela nous a permis de mettre en évidence l'avantage de développer le PHM des MEMS.

Dans le chapitre suivant, nous allons nous appuyer sur les connaissances apprises à partir des deux premiers chapitres pour proposer une approche de pronostic pouvant être

appliquée à de nombreuses catégories de MEMS. L'objectif de cette approche est d'évaluer l'état de santé des MEMS à tout instant et d'estimer la durée de bon fonctionnement restant avant défaillance. La prise de décision post-pronostic dans les systèmes à base de MEMS sera abordée dans le chapitre 4. Une application de l'approche de pronostic et de la décision post-pronostic dans un système à base de MEMS réel sera présentée dans le chapitre 5.

Chapitre **3**

Pronostic des MEMS

Sommaire

3.1	Introduction	58
3.2	Un nouvel axe de recherche	58
3.3	Les spécificités des MEMS	60
3.4	Surveillance des MEMS	61
3.5	Choix de l'approche de pronostic	62
3.6	Architecture de l'approche de pronostic hybride proposée	63
3.6.1	Mesures	64
3.6.2	Construction du modèle de comportement nominal	65
3.6.3	Génération du modèle de dégradation	65
3.6.4	Seuil de défaillance	66
3.6.5	Pronostic	68
3.6.6	Prise de décision	68
3.7	Outil de pronostic	68
3.8	Pronostic basé sur le filtrage particulaire	69
3.8.1	Estimation d'état bayésienne non-linéaire	69
3.8.2	Le filtrage particulaire et son principe de fonctionnement	71
3.8.3	Le filtrage particulaire pour le pronostic	73
3.8.3.1	Quel filtre utiliser pour le pronostic ?	74
3.8.3.2	Quelle procédure de ré-échantillonnage utiliser ?	77
3.8.3.3	FP SIR utilisant le ré-échantillonnage systématique	77
3.9	Conclusion	79

3.1 Introduction

ÉTABLIR le lien entre le PHM des macro-systèmes et celui des MEMS est une tâche qui n'est pas aisée à réaliser. En effet, développer le PHM des MEMS nécessite la mise en place de nouvelles méthodes de PHM. Ces méthodes peuvent être inspirées de celles développées pour les macro-systèmes. En revanche, il faut bien prendre en compte les spécificités des MEMS.

Ce chapitre vise alors à développer le PHM des MEMS en proposant une nouvelle approche de pronostic pour ces micro-systèmes. Tout d'abord, nous commençons par la présentation de cet nouvel axe de recherche et comment il a été initié au sein de notre laboratoire. Ensuite, nous sélectionnons le type d'approche de pronostic parmi les trois existantes. Puis, l'architecture de l'approche proposée ainsi que ses différentes étapes sont présentées. Un outil de pronostic adapté à cette approche est ensuite proposé. Les étapes de l'implémentation de cet outil sont détaillées à la fin de ce chapitre.

3.2 Un nouvel axe de recherche

Le PHM des MEMS est un axe récent de recherche dans la communauté PHM. L'état de l'art vis à vis de cet axe est totalement vierge. En effet, une étude de l'état de l'art dans les deux domaines, PHM et MEMS, a confirmé qu'il n'existe pas de travaux publiés traitant du PHM des MEMS. Il est vrai qu'il existe quelques travaux sur la prédition de défauts dans les MEMS, mais ces travaux ont été réalisés dans le cadre de l'étude de la fiabilité des MEMS [127, 186, 129, 164]. Plus précisément, ils se basent sur des modèles de fiabilité prédictive obtenus statistiquement en réalisant des tests de vieillissement accéléré sur un grand nombre d'échantillons. Ainsi, la prédition de défauts se fait en utilisant ces modèles sans les mettre à jour au cours du fonctionnement de MEMS.

En février 2013, nous avons initié cet axe de recherche au sein de notre laboratoire de recherche avec des travaux sur « la détection de défauts et le pronostic de défaillances des MEMS ». Dans ces travaux, nous avons appliqué une approche de pronostic à une micro-pince MEMS (figure 3.1) afin d'estimer son RUL.

Dans un premier temps, nous avons construit un modèle de comportement nominal de la micro-pince en s'appuyant sur les équations physiques correspondantes. Ce modèle est écrit sous la forme d'une fonction de transfert d'un système de second ordre. Dans un deuxième temps, nous avons mis en place une plateforme expérimentale au sein de notre laboratoire pour effectuer des tests de vieillissement accéléré pour trois micro-pinces (figure 3.2). Les tests ont permis d'acquérir des mesures et de définir un modèle de dégradation de la micro-pince. La combinaison des deux modèles, modèle de comportement nominal et modèle de dégradation, a permis d'obtenir le modèle global du MEMS qui est utilisé pour évaluer son état de santé à tout instant et prédire le temps de fonctionnement avant défaillance. Les travaux réalisés ont fait l'objet de deux publications [132, 178].

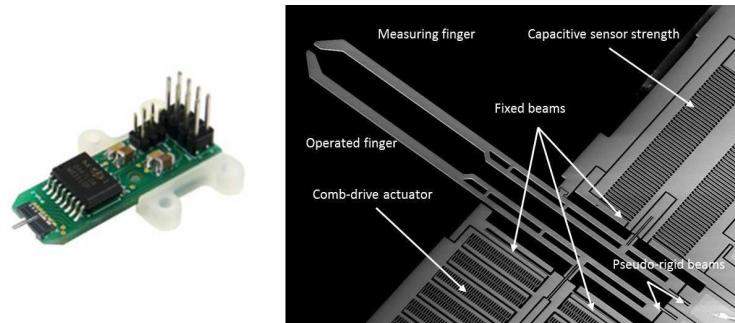


FIGURE 3.1 – Micro-pince FT-G100 de FemtoTools.

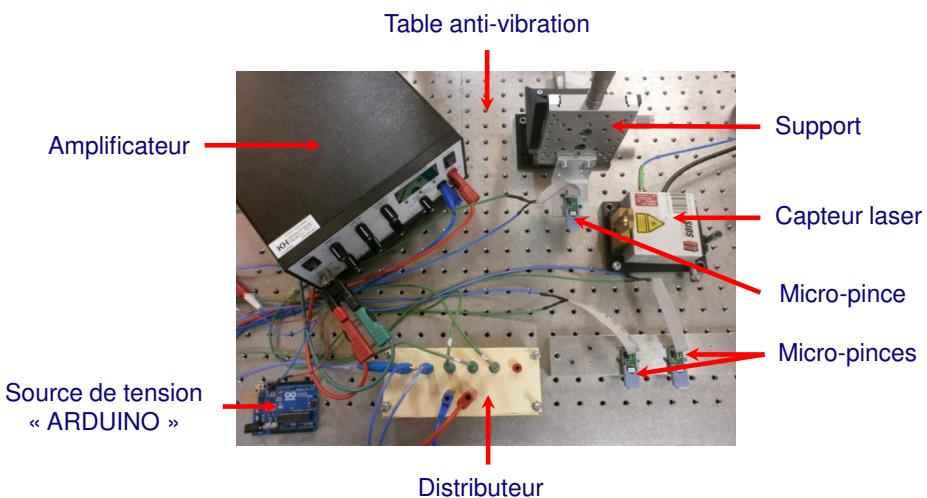


FIGURE 3.2 – Plateforme expérimentale montée pour effectuer les tests de vieillissement accéléré des micro-pinces - Département AS2M - FEMTO-ST.

Notre objectif à travers cette thèse est de nous appuyer sur ces travaux ainsi que les connaissances acquises dans le domaine du PHM des macro-systèmes pour réaliser un cycle complet de PHM pour les MEMS. Nos problématiques principales dans ce domaine concernent :

1. la prédition de la durée de bon fonctionnement avant défaillance : pronostic de défaillances ;
2. la prise de décision post-pronostic.

Dans la suite de ce chapitre, seule la problématique du pronostic de défaillances des MEMS est abordée ; la problématique de décision post-pronostic sera abordée dans le chapitre 4.

3.3 Les spécificités des MEMS

Les problématiques de pronostic de défaillances des MEMS restent les mêmes que celles dans les macro-systèmes. Cependant, pour développer le pronostic des MEMS, il y a trois spécificités qu'il faut prendre en compte :

1. la difficulté de modélisation des MEMS et de leur dégradation (**S1**) ;
2. la difficulté de surveillance et de captage de données (**S2**) ;
3. la difficulté de réalisation des tests de vieillissement accéléré (**S3**) ;
4. la variabilité des données expérimentales obtenues (**S4**).

La modélisation des MEMS et de leur dégradation est une tâche qui n'est pas facile à réaliser. En plus de leur taille micro-métrique, les MEMS sont des systèmes multi-physics et complexes. Leur modélisation nécessite ainsi une étude approfondie de leur fonctionnement, de leurs mécanismes de défaillance, de leurs conditions de sollicitation et des facteurs environnementaux qui peuvent influer sur le déclenchement des dégradations.

Concernant la surveillance et l'acquisition des données, et contrairement aux macro-systèmes où l'installation des instruments de surveillance et d'acquisition des données est possible, l'accès direct par des capteurs aux grandeurs à surveiller peut être difficile, voire parfois impossible à réaliser. En effet, les MEMS sont souvent packagés et l'accès aux parties qui sont à l'origine des défaillances est, dans la plupart du temps, très difficile. Prenons comme exemple l'accéléromètre MEMS, présenté sur la figure 3.3, utilisé dans plusieurs applications telles que les voitures pour déclencher l'airbag, les ordinateurs, les smartphones, etc. Ce MEMS est packagé de manière qu'il est impossible d'accéder à son actionneur électrostatique, qui est la partie qui subit la dégradation. Par conséquent, surveiller ce MEMS est une tâche qui n'est pas triviale. Dans le cadre du pronostic, le challenge est de trouver les techniques et les instruments à utiliser pour pouvoir capter le maximum d'informations possible.

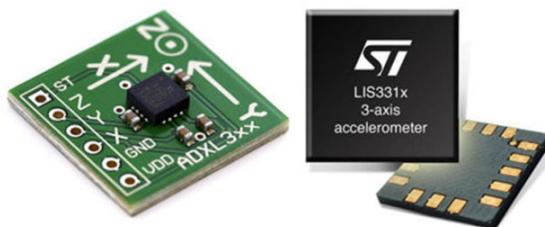


FIGURE 3.3 – Accéléromètre MEMS.

Un autre challenge concerne la réalisation des tests de vieillissement accéléré. En effet, pour pouvoir réaliser des tests, il faut tout d'abord fixer les MEMS dans des configurations qui correspondent à leur utilisation standard et adaptées aux instruments d'acquisition des données. Cela nécessite ainsi la conception et la fabrication des supports spéciaux.

Un dernier challenge concerne la variabilité des données expérimentales collectées. Cette variabilité est due à la sensibilité des MEMS aux conditions d'utilisation ou aux

limites de fiabilité des processus de micro-fabrication. En effet, les MEMS sont fabriqués avec des techniques de micro-fabrication. Ces techniques ne sont pas toujours précises et peuvent conduire à une différence de comportement entre des MEMS de la même famille et fabriqués avec les mêmes moyens. Ces deux aspects conduisent ainsi à une variabilité des données expérimentales. À titre d'exemple, nous avons testé quatre MEMS de la même famille et nous avons tracé le déplacement de leurs actionneurs électrothermique au début de leur vie en fonction de la tension d'actionnement. La figure 3.4 montre la variabilité des comportements des MEMS testés. On constate que pour la même tension d'actionnement, on a des déplacement différents.

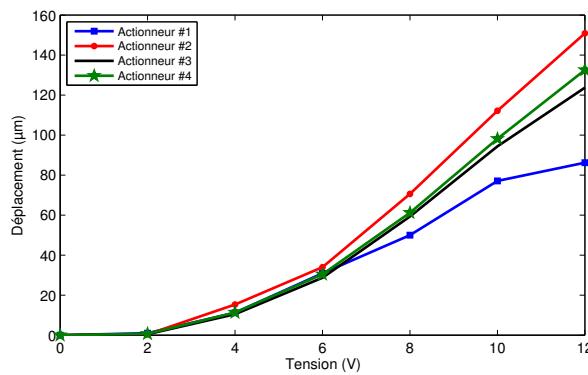


FIGURE 3.4 – Déplacement en fonction de la tension d'actionnement de quatre actionneurs électrothermiques.

3.4 Surveillance des MEMS

De même que pour les macro-systèmes, la surveillance de l'état de santé des MEMS peut être réalisée à partir du suivi et de l'analyse de certaines grandeurs. Le choix de ces grandeurs est très important car un mauvais choix peut conduire à des non détections de la dégradation ou à des fausses alertes. Vu leur taille et leur structure complexe, le choix des grandeurs à surveiller dans les MEMS reste une étape difficile qui nécessite de l'expertise. Un survol des travaux traitant de la fiabilité des MEMS nous a permis de lister quelques grandeurs qui ont été mesurées dans les MEMS : courant, résistance, déplacement de la partie mobile, température, champs magnétique, débit, force, capacité, raideur, etc.

Une fois que le choix des grandeurs à surveiller est fait, vient l'étape qui n'est pas elle aussi facile. Cette étape consiste à trouver les instruments appropriés pour mesurer les valeurs de ces grandeurs. Dans les MEMS, les parties qui subissent les dégradations (les parties mobiles) sont très petites et souvent inaccessibles. Leur surveillance nécessite ainsi une instrumentation différente de celle utilisée pour les macro-systèmes.

Par exemple, pour les MEMS dont la partie mobile est inaccessible, il est possible de surveiller la température en utilisant un capteur de température (figure 3.5(a)). Pour des MEMS dont la partie mobile est accessible, il est possible de surveiller le déplacement

de cette partie et d'obtenir sa réponse temporelle en utilisant une caméra (figure 3.5(b)) avec un algorithme de traitement d'images ou un interféromètre (figure 3.5(c)). D'autres instruments tels que les capteurs de force, les multimètres, les microscopes à force atomique (en anglais *Atomic Force Microscope (AFM)*), le MEMS *Analyzer*, etc. peuvent être utilisés pour mesurer les valeurs des grandeurs à surveiller dans les MEMS.

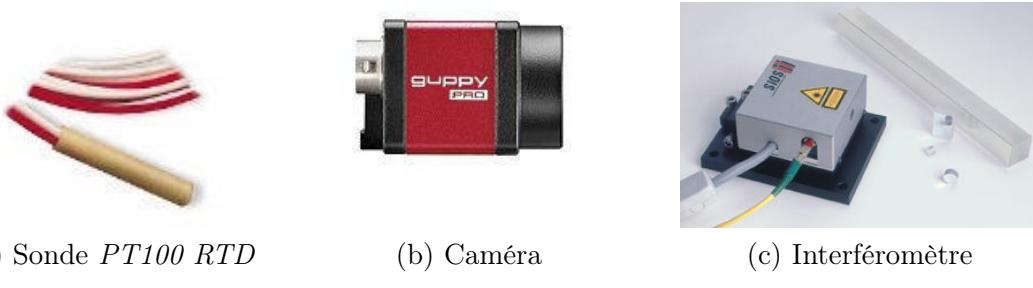


FIGURE 3.5 – Exemples d'instruments qui peuvent être utilisés pour surveiller les MEMS.

3.5 Choix de l'approche de pronostic

Maintenant que nous avons présenté les différentes spécificités des MEMS et leur surveillance, nous nous intéressons au choix du type d'approche de pronostic à mettre en œuvre. L'utilisation d'une approche de pronostic basée sur un modèle physique est difficile à mettre en place pour les MEMS (difficulté de modélisation (**S1**)). De plus, cette approche est spécifique pour un seul type de composant ou un mécanisme de défaillance alors que nous visons à développer une approche qui peut être appliquée à plusieurs catégories de MEMS. De la même façon, l'utilisation d'une approche de pronostic guidée par les données pour les MEMS reste limitée. 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 des MEMS (**S2**).

Pour contourner ces difficultés, nous proposons d'utiliser une approche de pronostic hybride. Cette approche repose sur 1) une modélisation simplifiée mais représentative du MEMS, 2) une génération d'un modèle empirique de dégradation (générique au composant étudié) à partir des données de surveillance 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 les MEMS (**S4**).

L'architecture de l'approche hybride que nous proposons ainsi que ses étapes sont présentées dans la section suivante.

3.6 Architecture de l'approche de pronostic hybride proposée

L'approche que nous proposons dans cette thèse est une approche de pronostic hybride (figure 3.6). Elle peut être appliquée à différentes catégories de MEMS à condition que les hypothèses suivantes soient valides :

1. instrumentation nécessaire pour surveiller le comportement du MEMS (capteurs, caméra, interféromètre etc.) disponible ;
2. connaissance suffisante du MEMS étudié est disponible pour construire son modèle de comportement nominal ;
3. possibilité d'identifier ses différents mécanismes de défaillance, qui peuvent avoir lieu au cours de son utilisation (accès à la partie mobile du MEMS) ;
4. possibilité d'obtenir un modèle de dégradation du MEMS expérimentalement en effectuant des tests de vieillissement accéléré ;
5. connaissance suffisante sur l'utilisation du MEMS pour définir les seuils de défaillance.

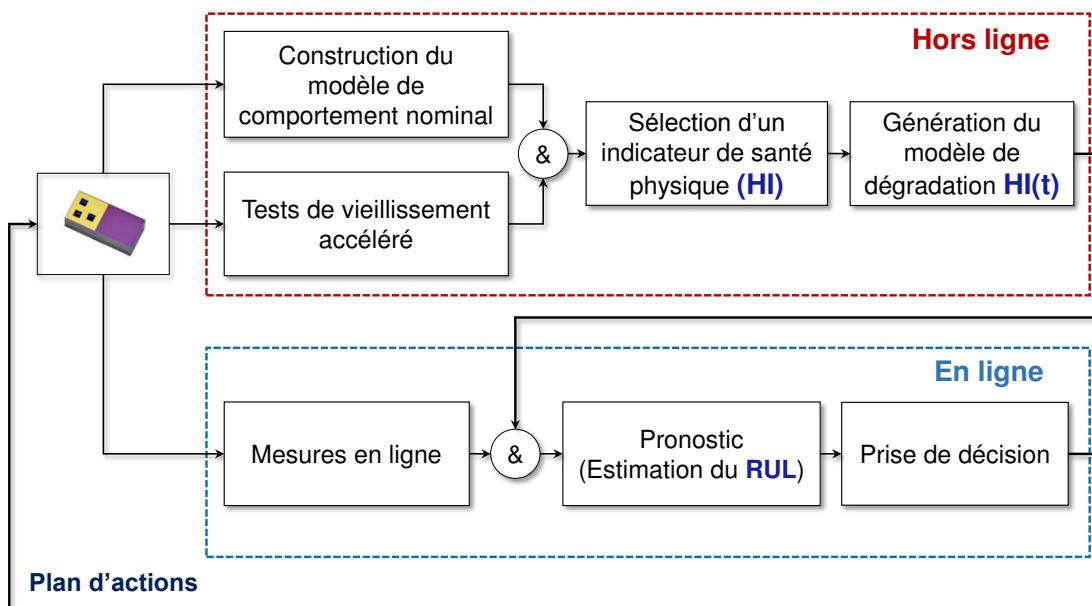


FIGURE 3.6 – L'approche de pronostic hybride proposée

Notre approche repose sur deux phases : une phase hors ligne et une phase en ligne. Dans la première phase, conduite hors ligne, nous commençons par la construction d'un modèle de comportement nominal du MEMS. Ce modèle peut être simplifié en posant des hypothèses. Le but est de pouvoir identifier des paramètres à partir de ce modèle qui reflètent l'état de santé du MEMS. Les valeurs des paramètres du modèle

de comportement nominal du MEMS sont ensuite estimées expérimentalement. Puis, en traçant l'évolution au cours du temps de tous les paramètres identifiés (données issues des tests de vieillissement accéléré), nous sélectionnons un indicateur de santé physique (*Health Indicator : HI*). Le *HI* est un paramètre qui peut être mesuré et qui permet de décrire l'état de santé d'un système. Dans notre cas, il doit permettre d'évaluer l'état de santé du MEMS et de détecter l'apparition d'une défaillance. L'évolution au cours du temps de ce *HI* est ensuite approximée par un modèle empirique pour définir un modèle de dégradation du MEMS.

Dans la deuxième phase, réalisée en ligne, le modèle empirique de dégradation obtenu est utilisé pour la prédiction en ligne de l'état de santé du MEMS et l'estimation de son RUL en utilisant un outil de pronostic et les données de surveillance disponibles.

Les principales étapes de l'approche sont expliquées ci-après.

3.6.1 Mesures

Les mesures sont réalisées pour définir les valeurs numériques des paramètres du modèle de comportement nominal du MEMS, analyser son comportement (réponse temporelle, réponse fréquentielle, stabilité, précision, etc.), définir les paramètres intervenant dans sa dégradation et définir son modèle de dégradation. Généralement, les mesures sont fournies par des capteurs qui dépendent des grandeurs physiques à surveiller, qui à leur tour dépendent du MEMS étudié. La figure 3.7 montre un exemple de mesure du déplacement du doigt actionné d'une micro-pince MEMS à l'aide d'un interféromètre. Cette mesure permet aussi d'obtenir la réponse temporelle du MEMS et d'identifier les différents paramètres.

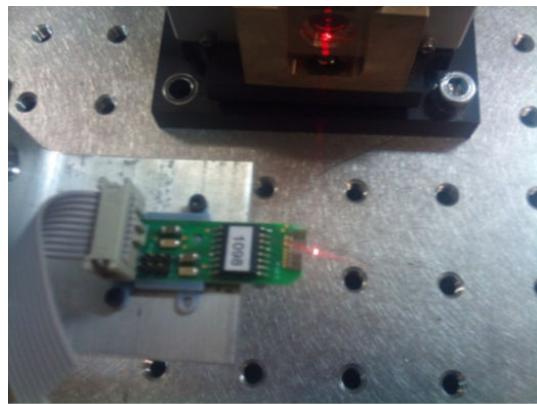


FIGURE 3.7 – Exemple de prise de mesure d'une micro-pince MEMS à l'aide d'un interféromètre.

Les mesures présentes souvent des incertitudes qu'il faut prendre en compte dans les étapes suivantes. Ces incertitudes peuvent avoir une influence sur les *HIs* et les seuils de défaillance. Par conséquent, ils ont une influence sur les résultats du pronostic.

Les données collectées à partir des mesures doivent subir un traitement pour qu'elles soient exploitables. Pour ce faire, on peut utiliser le filtrage pour enlever le bruit et

obtenir une tendance monotone ou le ré-échantillonnage pour diminuer leur taille. Cette étape est nécessaire pour pouvoir utiliser les données pour réaliser le pronostic.

3.6.2 Construction du modèle de comportement nominal

Le modèle de comportement nominal du MEMS peut être obtenu en écrivant les équations physiques du MEMS étudié. L'obtention de ce modèle n'est pas une tâche facile et nécessite de l'expertise. Sa complexité dépend des hypothèses de modélisation posées. Dans certains cas, les paramètres de ce modèle peuvent être identifiés à partir de la réponse temporelle obtenue par l'excitation du MEMS. Aussi, il est possible de l'obtenir à partir des spécifications du fabricant, mais, pour suivre leur évolution, des mesures expérimentales sont nécessaires.

L'objectif de la construction du modèle de comportement nominal est la sélection, parmi tous les paramètres identifiés à partir de ce modèle, d'un *HI* qui permet de suivre l'évolution au cours du temps de la dégradation.

3.6.3 Génération du modèle de dégradation

Les mécanismes de défaillance dans les MEMS sont difficiles à modéliser. Pour cela, nous avons choisi de générer un modèle empirique de dégradation (ou de vieillissement). La génération de ce modèle est possible à partir d'une approche d'essais expérimentaux répétés : les tests de vieillissement accéléré. Après avoir sélectionné un *HI*, le modèle de dégradation peut être obtenu en approximant l'évolution de ce *HI* au cours du temps (courbe de vieillissement) par un modèle empirique. Le but de la génération de ce modèle est de :

- aider à évaluer le niveau de dégradation du MEMS compte tenu des données de surveillance ;
- prédire l'évolution future de son état de santé ;
- estimer sa durée de vie résiduelle (RUL).

Le sujet de la génération de modèles de dégradation empirique des MEMS a été très peu abordé lors de l'état de l'art. À titre d'exemple, nous citons les travaux de Matmat [125] et Muratet [142] qui ont utilisé une méthodologie similaire à celle qu'on vise à appliquer. En revanche, leurs travaux ont été réalisés dans le cadre de l'étude de fiabilité prédictive des MEMS. Matmat [125] a travaillé sur la génération d'un modèle empirique de dégradation d'un actionneur électrothermique (actionneur en chevron). L'auteur a ajusté les courbes de vieillissement de l'actionneur (diminution de l'amplitude du déplacement (figure 3.8)), obtenues en effectuant des tests de vieillissement accéléré, par la fonction dite de *Hill*, exprimée par l'équation suivante :

$$Dpl = \frac{d_0 \times (nbr_{cycles})^n}{k^n + (nbr_{cycles})^n} = \frac{d_0}{1 + \left(\frac{k}{nbr_{cycles}}\right)^n} \quad (3.1)$$

où d_0 est le déplacement initial (avant le vieillissement), k est la durée de vie (*Time To Failure* : *TTF*) de l'actionneur et n le coefficient lié à la pente de la décroissance du déplacement durant le vieillissement.

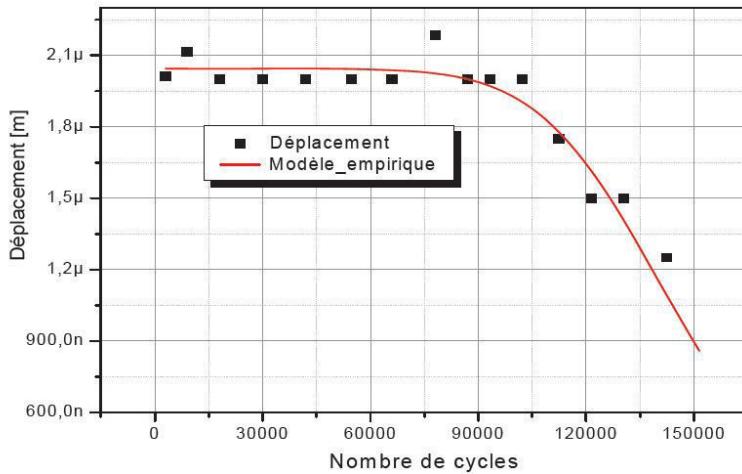


FIGURE 3.8 – Courbe de vieillissement d'un actionneur électro-thermique en chevron [125].

La même méthodologie a été utilisée par Muratet [142], mais sur un actionneur électrothermique de forme U. Dans ses travaux, l'auteur a supposé que les courbes de vieillissement ont la même forme que le tracé du module de la fonction de transfert d'un filtre passe-bas dans un diagramme de Bode (figure 3.9). Il a donc exprimé les courbes de vieillissement par l'équation suivante, en donnant le déplacement δ en fonction du nombre de cycles de fonctionnement n :

$$\delta(n) = \frac{\delta_0}{\sqrt{1 + \left(\frac{n}{n_c}\right)^\alpha}} \quad (3.2)$$

où δ_0 est le déplacement initial, n_c la durée de vie en nombre de cycles et α le coefficient lié à la perte de la décroissance du déplacement lors du vieillissement.

Dans l'approche que nous proposons, la dégradation est représentée par la dérive dans le temps d'un ou plusieurs paramètres physiques du MEMS (appelés *HI*). Pour générer le modèle empirique de dégradation, des méthodes comme la régression, le *curve fitting*, etc. peuvent être utilisées.

3.6.4 Seuil de défaillance

De manière classique, on ne commence à réaliser le pronostic pour un système que quand la surveillance de son état montre des symptômes de dégradation. Dans la pratique, définir les modes sains et dégradés d'un MEMS est loin d'être une tâche facile à réaliser. En effet, il est très difficile de détecter une dégradation dans un MEMS à cause notamment de ses dimensions micro-métriques et du fait qu'il est souvent packagé (on n'a pas un accès direct à la partie mobile ou fonctionnelle du MEMS qui subit la dégradation). C'est d'ailleurs pour cela que nous avons choisi de suivre la dégradation avec un indicateur de santé mesurable.

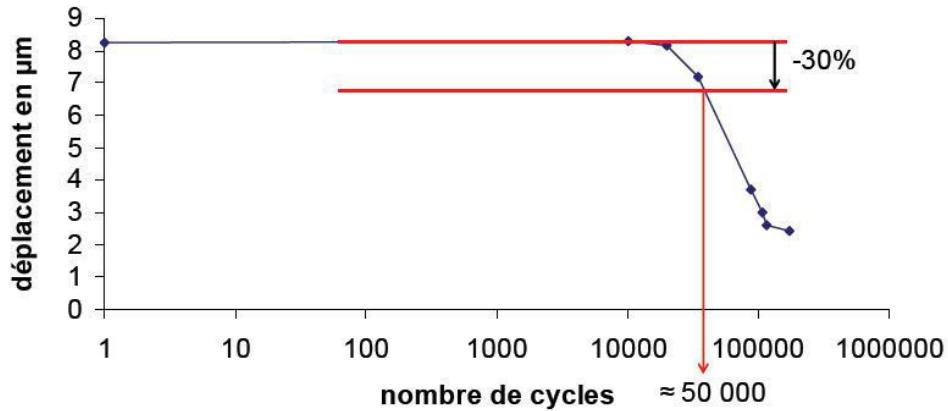


FIGURE 3.9 – Courbe de vieillissement d'un actionneur électro-thermique en forme de U [142].

Le seuil de défaillance (*Failure Threshold : FT*) est une valeur limite de cet indicateur. Il ne signifie pas nécessairement un état défectueux du MEMS, mais une limite au-delà de laquelle le MEMS ne fournit pas la performance désirée par l'opérateur. Il est nécessaire de définir un *FT* permettant d'un côté, de détecter l'apparition d'une dégradation et de l'autre côté, d'estimer le RUL. En effet, le RUL résulte de l'intersection de la prédition de l'état futur et ce seuil (figure 3.10).

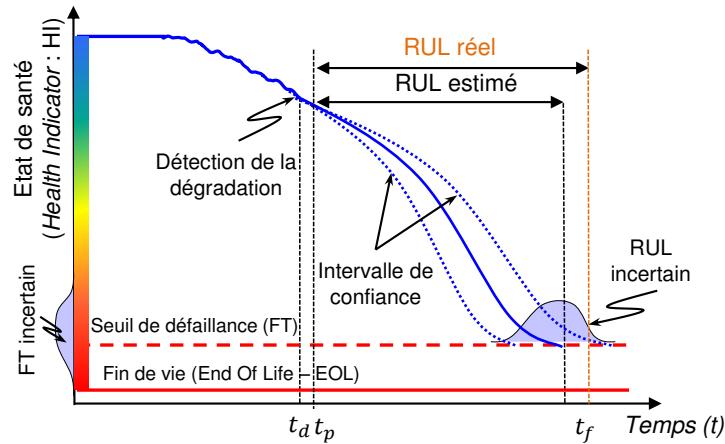


FIGURE 3.10 – Illustration de l'estimation du RUL.

Le *FT* peut être défini de différentes manières. Il peut être fixé par l'expert du système, déterminé expérimentalement à partir de tests de vieillissement accéléré ou statistiquement sur la base des données du retour d'expérience.

Dans la pratique, les *FTs* sont dynamiques et varient en fonction des conditions de fonctionnement, du contexte d'utilisation et du composant étudié [130]. Ainsi, il est souvent difficile et délicat de les définir. Pour cela, certains travaux dans la littérature

supposent un *FT* pour estimer le RUL [18, 191]. En revanche, cela conduit à des larges erreurs dans les estimations du RUL. Dans notre cas, le *FT* d'un MEMS peut être obtenu expérimentalement à travers les tests de vieillissement accéléré. Il peut également être fixé par rapport à une performance telle que la précision, la stabilité ou le temps de réponse.

3.6.5 Pronostic

Quel que soit l'outil employé, le pronostic est composé de deux phases : une phase d'apprentissage et une phase de prédiction. Dans la phase d'apprentissage, l'outil de pronostic combine les données disponibles avec le modèle de dégradation pour apprendre l'état ou le comportement du système et estimer les paramètres de son modèle de dégradation en conséquence. Cette étape dure jusqu'à ce qu'une prédiction est requise à l'instant t_p (après la détection d'une dégradation t_d). Dans la phase de prédiction, l'état du système est propagé en utilisant le modèle de dégradation avec les paramètres estimés à l'instant t_p jusqu'à atteindre le seuil de défaillance à l'instant t_f . Le RUL est calculé comme la différence entre le temps de défaillance t_f et le temps auquel la prédiction est déclenchée t_p (figure 3.10).

3.6.6 Prise de décision

L'étape de prise de décision qui suit la récupération des données du pronostic est une étape très importante dans le processus PHM. Elle est souvent appelée la décision post-pronostic. Le but de cette étape est d'utiliser les informations produites par l'étape de pronostic pour déterminer les meilleures actions, à savoir la commande, l'optimisation de la maintenance et l'adaptation de mission à l'état de santé du MEMS. En effet, la performance de l'étape du pronostic a un impact sur les décisions.

Nous reviendrons avec plus de détails sur la prise de décision post-pronostic dans le chapitre 4.

3.7 Outil de pronostic

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 pour sélectionner un indicateur de santé physique, qui peut être utilisé pour suivre l'évolution de la dégradation des MEMS. Ensuite, l'évolution de cet indicateur de santé est approximée par un modèle empirique pour définir le modèle de dégradation. 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 le RUL (prédiction).

Dans le domaine de l'apprentissage automatique, en particulier les méthodes Bayésiennes, il existe ce qu'on appelle les « outils d'estimation d'état » qui peuvent répondre à nos besoins. À titre d'exemple, nous citons le filtre particulaire, le filtre de Kalman, le filtre de Kalman étendu, etc. Sikorska *et al.* [175] ont proposé dans leur article une classification de ces différents outils. Cette classification est basée principalement sur deux critères :

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 particulaire. En s'intéressant de plus près à cet outil, nous constatons que ses caractéristiques sont en accord avec les objectifs et les contraintes de l'approche de pronostic proposée. En effet, le filtre particulaire est un outil de résolution du problème d'estimation d'état bayésienne (section 3.8). Il permet de gérer les modèles non-déterministes, non-stationnaires, non-linéaires et/ou affectés par des bruits non-gaussiens [208]. Ces caractéristiques sont présentes dans le modèle de dégradation qui est obtenu dans la phase hors ligne puis utilisé pour faire le pronostic en ligne :

1. le modèle de dégradation est non-déterministe : il est empirique et au début du processus de pronostic ses paramètres sont inconnus ;
2. il est non-stationnaire : il peut évoluer au cours du temps ;
3. il peut être non-linéaire ;
4. il peut être affecté par un bruit non-gaussien.

De plus, le filtre particulaire est un outil qui permet la gestion et la quantification des incertitudes dans les paramètres du modèle ainsi que dans la phase de pronostic. Il permet aussi de propager l'état estimé dans le futur, ce qui nous permet de prédire l'état de santé et d'estimer le RUL.

Dans la section suivante, une présentation générale du filtre particulaire et son utilisation dans le cadre du pronostic sont données.

3.8 Pronostic basé sur le filtrage particulaire

Avant de présenter l'utilisation du filtrage particulaire pour le pronostic, revenons d'abord sur le problème d'estimation d'état bayésienne non-linéaire et sa résolution par filtrage particulaire.

3.8.1 Estimation d'état bayésienne non-linéaire

Le problème d'estimation d'état bayésienne non-linéaire est défini par deux équations [63] : la première, le modèle d'état (ou modèle du système), considère l'évolution de l'état du système $\{x_k, k \in \mathbb{N}\}$ dans le temps et donné par l'équation suivante :

$$x_k = f(x_{k-1}, \lambda_{k-1}) \quad (3.3)$$

où k est l'indice de temps, f est la fonction de transition de l'état x_{k-1} à l'état suivant x_k et $\{\lambda_{k-1}, k \in \mathbb{N}\}$ est un bruit indépendant identiquement distribué. L'objectif est d'estimer x_k de manière récursive à partir de mesures introduites par la seconde équation qui est le modèle d'observation $\{z_k, k \in \mathbb{N}\}$:

$$z_k = h(x_k, \mu_k) \quad (3.4)$$

où k est l'indice de temps, h est la fonction d'observation et $\{\mu_k, k \in \mathbb{N}\}$ est un bruit indépendant identiquement distribué.

Le but de l'estimation d'état bayésienne non-linéaire est d'estimer de manière récursive l'état du système en construisant une fonction de densité de probabilité (Probability Density Function - PDF) de l'état à l'instant k en se basant sur toutes les informations disponibles, $p(x_k|z_{1:k})$.

Il est supposé que la PDF initiale ($p(x_0|z_0) \equiv p(x_0)$) du vecteur d'état, aussi dénommée la PDF a priori, est disponible. La PDF $p(x_k|z_{1:k})$, dénommée la PDF a posteriori, peut être obtenue de façon récursive en répétant deux étapes principales : la prédiction et la mise à jour.

On suppose que la PDF $p(x_{k-1}|z_{1:k-1})$ à l'instant $k-1$ est disponible.

- *La prédiction* : dans cette étape, le modèle d'état (Eq. 3.3) est utilisé pour obtenir la PDF a priori de l'état à l'instant k via l'équation de Chapman-Kolmogorov :

$$p(x_k|z_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|z_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (3.5)$$

- *La mise à jour* : quand une nouvelle mesure z_k est disponible, la PDF a priori est mise à jour via la règle de Bayes :

$$p(x_k|z_{1:k}) = \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|z_{1:k-1})}{p(z_k|z_{1:k-1})} \quad (3.6)$$

où la constante de normalisation (Eq. 3.7) dépend de la vraisemblance $p(z_k|x_k)$ définie par le modèle d'observation (Eq. 3.4) et les statistiques connues de μ_k .

$$p(z_k|z_{1:k-1}) = \int p(z_k|x_k)p(x_k|z_{1:k-1})dx_k \quad (3.7)$$

Dans l'équation de mise à jour (Eq. 3.6), la mesure z_k est utilisée pour modifier la PDF a priori prédite à partir de l'instant précédent pour obtenir la PDF a posteriori de l'état actuel.

La figure 3.11 illustre les deux étapes de l'estimation d'état bayésienne non-linéaire.

Les équations 3.5 et 3.6 constituent la solution optimale du problème. Les solutions analytiques à ce problème ne sont disponibles que dans un ensemble restrictif de cas. C'est l'exemple du filtre de Kalman (KF) qui suppose que les modèles d'état et d'observation sont linéaires et que λ_k et μ_k sont des bruits gaussiens additifs de variance connue. Lorsque ces hypothèses ne sont pas valables, ce qui est le cas dans de nombreuses applications, et les équations ne peuvent pas être résolues analytiquement, des approximations

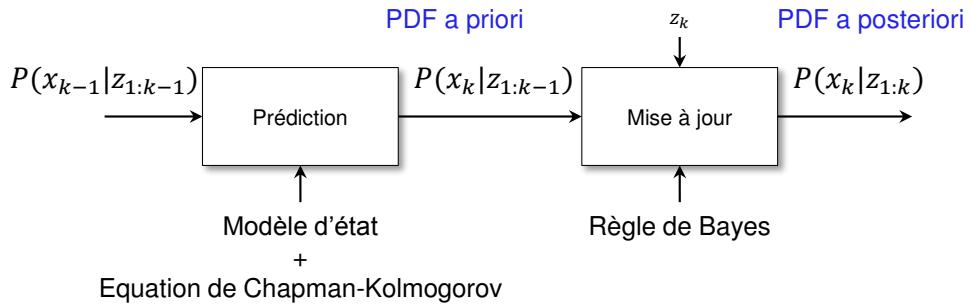


FIGURE 3.11 – Les deux étapes de l'estimation d'état bayésienne non-linéaire.

sont nécessaires. Pour ce faire, des outils de filtrage ont été proposés dans la littérature, tels que le KF prolongé (extended Kalman Filter) et les filtres particulaires (FP). Le choix parmi ces filtres dépend de la dynamique du système et de la forme du bruit. Sikorska *et al.* [175] ont proposé une classification non-exhaustive pour faire ce choix.

Dans la suite, nous nous intéressons uniquement au filtrage particulaire.

3.8.2 Le filtrage particulaire et son principe de fonctionnement

Le filtrage particulaire a été introduit en 1993 comme une approximation numérique pour le problème d'estimation d'état bayésien non-linéaire [63]. Il est de plus en plus utilisé dans divers domaines (figure 3.12) :

- le tracking (suivi) : tracking de personnes ou de voitures dans les vidéos de surveillance, tracking de positions d'avions dans le radar ;
- l'économie : prédiction des données économiques ;
- la communication : estimation de signaux de communication à partir de mesures bruitées ;
- la localisation : localisation de robots ;
- la vision par ordinateur ;
- etc.

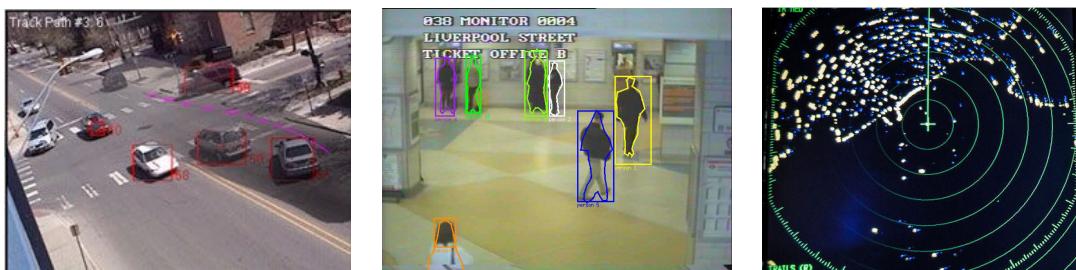


FIGURE 3.12 – Exemples d'application du filtrage particulaire dans le domaine de tracking.

Le filtrage particulaire utilise la méthode séquentielle de Monte-Carlo (MC) qui consiste à représenter la PDF a posteriori par un ensemble d'échantillons aléatoires, également appelés particules, avec des poids associés. Les estimations de l'état sont basées sur ces échantillons et leurs poids. Un très grand nombre d'échantillons permet de fournir une représentation équivalente à la PDF a posteriori.

L'algorithme *Sequential Importance Sampling (SIS)* [71, 46, 47] est une méthode séquentielle de MC qui forme la base de tous les FP qui ont été développés jusqu'à présent. Il est connu sous différentes appellations : Bootstrap filtering, condensation algorithm, interacting particle approximation et survival of the fittest [95]. Les différentes variantes de FP proposées dans la littérature peuvent être considérées comme des cas particuliers de l'algorithme SIS. Le tableau 3.1 résume les différents FP proposés dans la littérature.

TABLE 3.1 – Différents types du filtre particulaire.

Filtres	Références
Sequential Importance Sampling (SIS)	[71, 46, 47]
Sampling Importance Re-sampling (SIR)	[63, 7]
Auxiliary Sampling Importance Re-sampling (ASIR)	[155, 7]
Regularized PF (RPF)	[143, 7]
Unscented PF (UPF)	[198, 67]
Artificial Fish Swarm Based PF (AFSBPF)	[112]
Self Adaptive PF (SAPF)	[181]
Saturated PF (SPF)	[182]
Autres	[114, 196, 189]

Tous les FP peuvent être dérivés du SIS, qui est la base de tous les FP, par un choix approprié de la densité d'importance et/ou la modification de l'étape de ré-échantillonnage [7]. En effet, ils suivent tous un schéma classique qui commence par l'initialisation du filtre en supposant qu'à l'instant $k = 1$, la distribution initiale $p(x_0)$ est éclatée en N_s échantillons x_0^i avec des poids associés $w_0^i = \frac{1}{N_s} : \{x_0^i, w_0^i\}_{i=1}^{N_s}$. La notation x_0^i désigne les i valeurs possibles de l'état inconnu x_0 à l'instant $k = 0$. Ensuite, les trois étapes suivantes sont répétées jusqu'à l'utilisation de la dernière information disponible :

- *Prédiction* : les particules sont propagées de l'état $k - 1$ à l'état k en utilisant le modèle d'état. Une nouvelle distribution est obtenue.

$$x_k^i = f(x_{k-1}^i, \lambda_{k-1}^i) \quad (3.8)$$

- *Mise à jour* : quand une nouvelle mesure est arrivée, la vraisemblance de chaque particule $p(z_k|x_k^i)$ est calculée. La vraisemblance est la probabilité qui mesure le degré de concordance entre la prédiction et la mesure. Son calcul permet de mettre à jour le poids de chaque particule (échantillonnage d'importance [7]).

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(z_k|x_k^i) \quad (3.9)$$

Avant la troisième étape, le ré-échantillonnage, les poids sont normalisés (Eq. 3.10), avec $\sum_{i=1}^{N_s} w_k^i = 1$, pour avoir un ensemble de particules ayant des poids qui représentent une distribution de probabilité valide et la PDF a posteriori $p(x_k|z_{1:k})$ est approximée (Eq. 3.11). Dans cette équation, la notation δ désigne la fonction de Dirac.

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^{N_s} w_k^i} \quad (3.10)$$

$$p(x_k|z_{1:k}) \simeq \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (3.11)$$

– *Ré-échantillonnage* : cette étape apparaît pour éviter le problème de dégénérescence du filtre. En effet, après plusieurs itérations, les particules avec des poids faibles deviennent nombreuses, altérant l'étape de prédiction. L'idée de base du ré-échantillonnage est d'éliminer les particules avec les poids faibles et dupliquer celles avec les poids élevés. Cette étape consiste à générer un nouvel ensemble de particules $\{x_k^{i*}\}_{i=1}^{N_s}$ par ré-échantillonnage N_s fois à partir d'une représentation discrète approximative de $p(x_k|z_{1:k})$. Dans la littérature, plusieurs stratégies de ré-échantillonnage ont été proposées. Les algorithmes de ré-échantillonnage les plus fréquemment rencontrés sont résumés dans le tableau 3.2.

TABLE 3.2 – Différents algorithmes de ré-échantillonnage.

Algorithmes	Références
Multinomial resampling	[63]
Stratified resampling	[99, 118]
Systematic resampling	[99, 7]
Residual resampling	[17, 118]
Autres algorithmes de ré-échantillonnage	[113, 119, 56]

La figure. 3.13 présente les trois étapes principales du filtrage particulaire.

3.8.3 Le filtrage particulaire pour le pronostic

Les FP sont de plus en plus utilisés dans le cadre du pronostic. Ils sont considérés comme des outils pour les applications à base de modèles ou hybrides de pronostic. Notons que la classification des approches utilisant le FP comme outil de pronostic dans la catégorie pronostic à base d'un modèle ou hybride reste encore en débat. En effet, l'estimation de l'état nécessite un modèle mais aussi des données pour mettre à jour les paramètres inconnus de ce modèle et estimer l'état.

D'après Hu *et al.* [80], les pré-requis pour réaliser du pronostic à base de FP sont les suivants :

1. un modèle d'état (modèle de comportement incluant la dégradation) ;

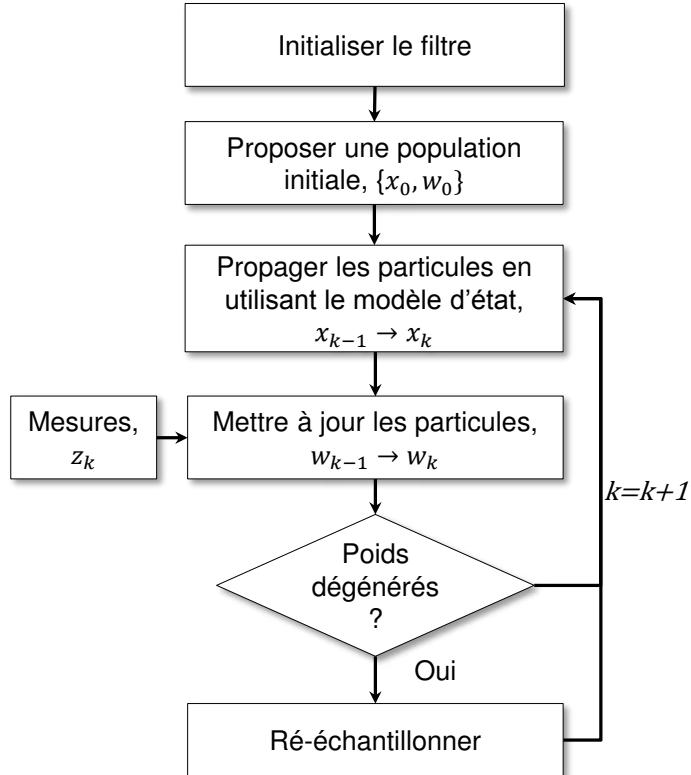


FIGURE 3.13 – Les étapes du filtrage particulaire.

2. des mesures de dégradation ;
3. une équation d’observation ;
4. un seuil de défaillance.

Le pronostic à base de FP, comme avec tous les autres outils de pronostic, est principalement divisé en deux phases : l’apprentissage et la prédiction.

- *L’apprentissage* : durant cette phase le FP utilise la PDF a priori des paramètres du modèle et de l’état, le modèle d’état (dans notre cas le modèle de dégradation) et les données disponibles pour estimer l’état actuel du système ;
 - *La prédiction* : quand une prédiction est réalisée, à l’instant t_p , seul le modèle d’état mis à jour est utilisé pour propager la PDF a posteriori donnée par $\{x_p^i, w_p^i\}_{i=1}^{N_s}$ (sortie de la phase d’apprentissage) jusqu’à ce que x^i atteint le seuil de défaillance à l’instant t_f^i . La PDF du RUL est ensuite obtenue en calculant $t_f^i - t_p$.
- La figure 3.14 illustre le principe du pronostic à base du filtre particulaire.

3.8.3.1 Quel filtre utiliser pour le pronostic ?

Actuellement, il n’y a pas de recommandations pour aider à choisir quel FP utiliser pour réaliser du pronostic. D’après la littérature, la majorité des travaux de pronostic à

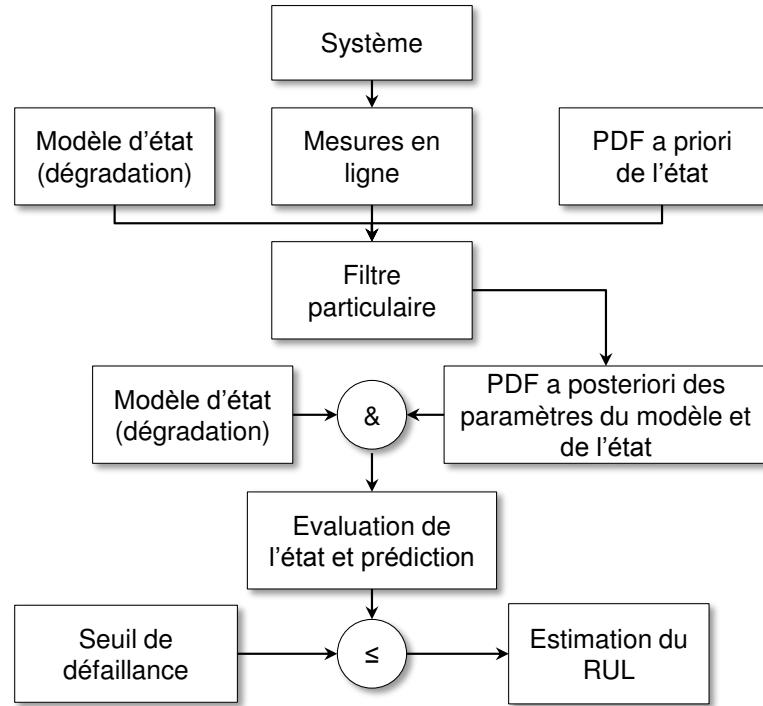


FIGURE 3.14 – Principe du pronostic à base du filtre particulaire.

base de FP ne précise pas le type du filtre utilisé. Mais, quand ils le font, on constate que le FP SIR est la version la plus employée [166, 5, 165, 13, 38, 111, 147, 207]. En s'intéressant de plus près à cet outil, nous remarquons que ce choix peut s'expliquer par la simplicité d'implémentation de ce filtre (les hypothèses pour l'utiliser sont très faibles) et les bons résultats de pronostic qu'il permet d'obtenir.

Le FP SIR est la forme la plus classique du FP et il est très simple à dériver du SIS. Pour ce faire, il suffit de 1) faire des choix appropriés de la densité d'importance (choisie comme étant la densité a priori) et 2) appliquer l'étape de ré-échantillonnage à chaque pas de temps. Un avantage de ce filtre est que n'importe quel algorithme de ré-échantillonnage peut être intégré. Aussi, il est très pratique de choisir la densité a priori comme une densité d'importance. Plus de détails sur l'obtention du SIR du SIS sont données dans [7].

Dans l'algorithme SIR, le ré-échantillonnage est appliqué à chaque pas de temps. Ainsi, l'équation de mise à jour des particules (Eq. 3.9) peut être réduite à :

$$w_k^i = p(z_k | x_k^i) \quad (3.12)$$

Il faut noter que w_{k-1}^i disparaît dans la mise à jour des poids (Eq. 3.9). En effet, après ré-échantillonnage à l'instant $k - 1$, le poids $\frac{1}{N_s}$ est associé à toutes les particules.

Une itération de l'algorithme SIR est présentée dans Algorithme 1. Aussi, la figure. 3.15 illustre les différentes étapes de pronostic utilisant le FP SIR.

Algorithme 1 Filtre particulaire SIR

- 1: $[\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}] = \text{SIR}[\{x_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}, z_k]$
- 2: **pour** $i=1 : N_s$ **faire**
- 3: Tracer $x_k^i = f(x_{k-1}^i, \lambda_{k-1}^i)$
- 4: Calculer les poids non normalisés : $w_k^{i*} = p(z_k | x_k^i)$
- 5: **fin pour**
- 6: **pour** $i=1 : N_s$ **faire**
- 7: Normaliser les poids : $w_k^i = \frac{w_k^{i*}}{\sum_{i=1}^{N_s} w_k^{i*}}$
- 8: **fin pour**
- 9: $[\{x_k^{j*}, w_k^{j*} = 1/N_s\}_{i=1}^{N_s}] = \text{RESAMPLE } [\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$

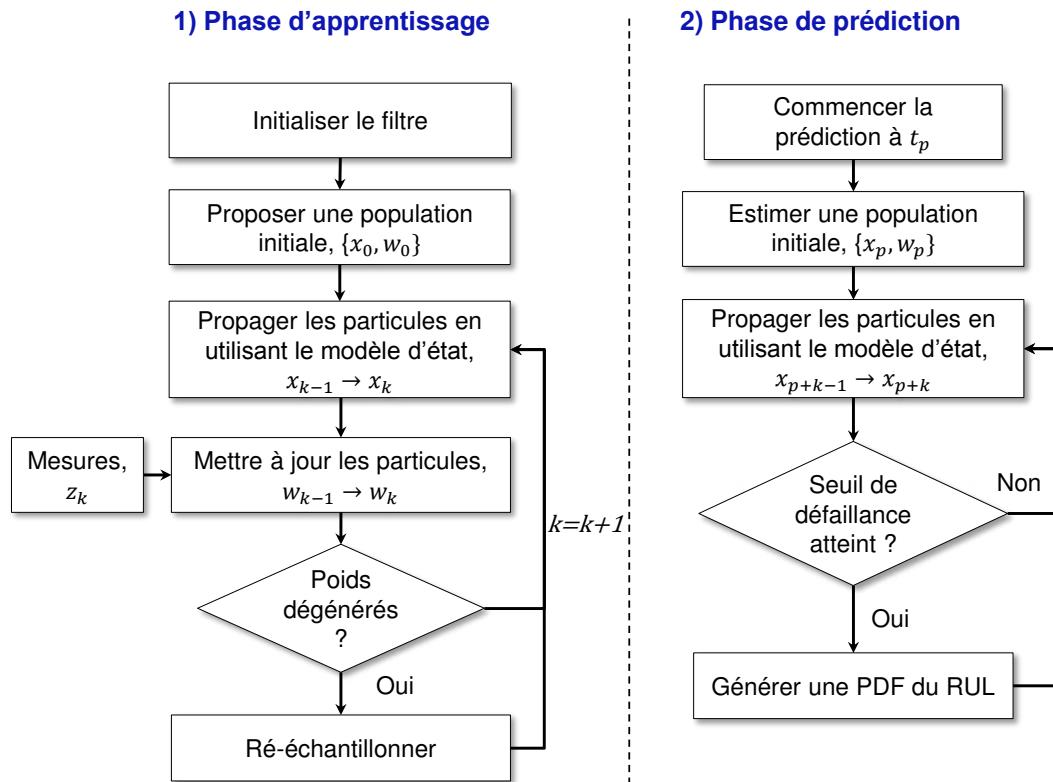


FIGURE 3.15 – Étapes de pronostic intégrant le FP SIR (adapté de [165]).

3.8.3.2 Quelle procédure de ré-échantillonnage utiliser ?

De même que pour le choix d'un FP, il n'existe pas de recommandations pour aider dans le choix de la procédure de ré-échantillonnage à utiliser. En effet, dans la littérature, très peu sont les travaux de pronostic qui indiquent les procédures de ré-échantillonnage employées. Parmi le grand nombre de procédures de ré-échantillonnage, faire appel à celles qui sont simples à intégrer est l'option préférée dans la communauté PHM. Ces procédures concernent les ré-échantillonnages multinomial, résiduel, stratifié et systématique. Guo *et al.* [66] ont comparé les résultats du pronostic obtenus avec ces quatre procédures. D'après les résultats obtenus, le ré-échantillonnage systématique donne les meilleurs résultats. L'algorithme de ré-échantillonnage systématique est présenté dans Algorithme 3. Plus de détails sur l'implémentation de cet algorithme sont disponibles dans [5].

Algorithme 2 Ré-échantillonnage systématique

```

1:  $[\{x_k^{j*}, w_k^{j*} = 1/N_s, i^j\}_{i=1}^{N_s}] = \text{RESAMPLE } [\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$ 
2: Initialiser la CDF :  $c_1 = 0$ 
3: pour  $i = 2 : N_s$  faire
4:   Tracer la CDF :  $c_1 = c_{i-1} + w_k^i$ 
5: fin pour
6: Commencer au bas de la CDF :  $i = 1$ 
7: Tracer un point de départ :  $u_1 \sim U[0, N_s^{-1}]$ 
8: pour  $j = 1 : N_s$  faire
9:   Se déplacer le long de la CDF :  $u_j = u_1 + N_s^{-1}(j - 1)$ 
10:  tant que  $u_j > c_i$  faire
11:     $i = i + 1$ 
12:  fin tant que
13:  Attribuer une particule :  $x_k^{j*} = x_k^i$ 
14:  Attribuer un poids :  $w_k^{j*} = N_s^{-1}$ 
15:  Attribuer un parent :  $i^j = i$ 
16: fin pour

```

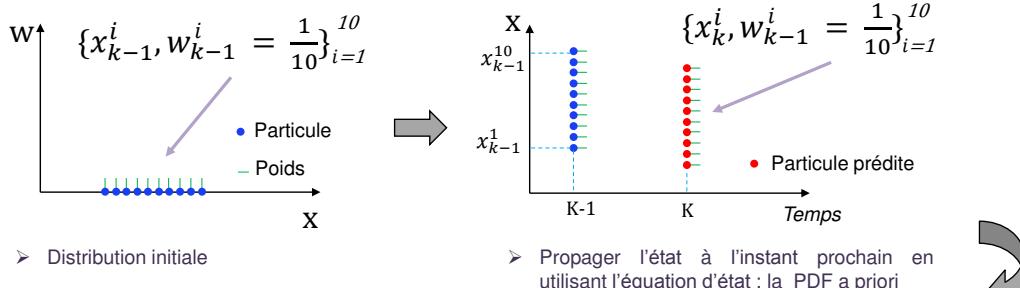
3.8.3.3 FP SIR utilisant le ré-échantillonnage systématique

Le choix du FP SIR et de la procédure de ré-échantillonnage systématique est basé sur les résultats fournis par la littérature. La mise en œuvre de ce filtre pour une application réelle sera traitée dans le chapitre 5.

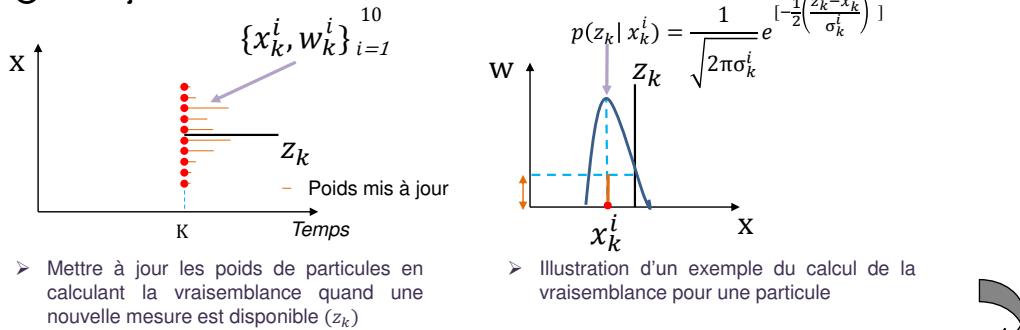
Pour mieux expliquer le fonctionnement du FP SIR utilisant le ré-échantillonnage systématique, un exemple d'illustration des trois étapes est présenté par la figure 3.16. Par souci de simplicité, nous considérons seulement 10 particules dans cet exemple.

1. Dans cet exemple, nous supposons qu'à l'instant $k - 1$, nous avons une distribution initiale $p(x_{k-1})$ composée de $N_s = 10$ particules x_{k-1}^i avec des poids associés

① Prédiction



② Mise à jour



③ Ré-échantillonnage systématique

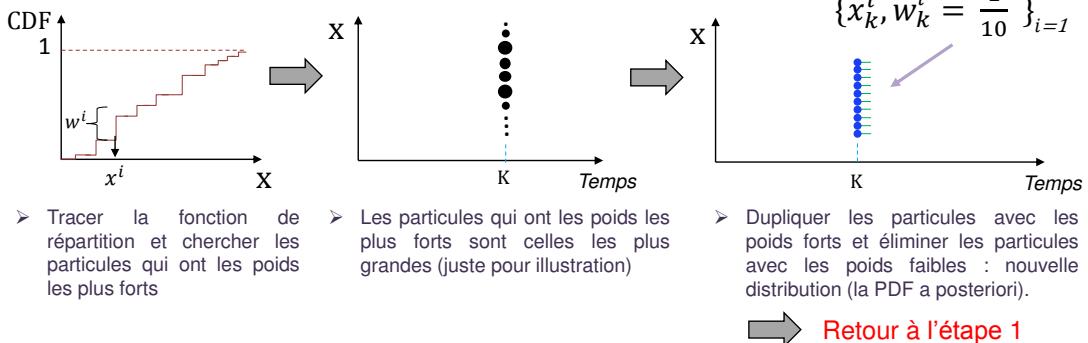


FIGURE 3.16 – Illustration des trois étapes du FP SIR utilisant le ré-échantillonnage systématique (X : état du système et W : poids de particule).

$w_{k-1}^i = \frac{1}{10} : \{x_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^{10}$. En utilisant le modèle d'état, nous propagons les particules de l'état $k-1$ à l'état k . Nous obtenons ainsi une nouvelle distribution, appelée PDF a priori : $\{x_k^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^{10}$.

- Une fois qu'une nouvelle mesure z_k est disponible, nous mettons à jour les poids des particules en calculant leurs vraisemblances, $p(z_k | x_k^i)$. Un exemple de calcul de la vraisemblance est illustré sur la figure 3.16. Théoriquement, la valeur de la

vraisemblance est calculée en utilisant l'expression suivante :

$$p(z_k|x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1^i} e^{[-\frac{1}{2}(\frac{z_k - x_k^i}{\sigma_k^i})^2]}, i = 1, \dots, N_s \quad (3.13)$$

3. La dernière étape, le ré-échantillonnage, consiste à éliminer les particules avec les poids faibles et dupliquer celles avec les poids élevés. Le ré-échantillonnage systématique consiste à tracer la fonction de répartition (*Cumulative Distribution Function : CDF*) en utilisant les poids de toutes les particules x_{k-1}^i . Ensuite, en se déplaçant le long de la fonction de répartition, nous sélectionnons les particules avec les poids les plus forts. Pour les illustrer, ces particules sont présentées en grande taille sur la figure 3.16. En dupliquant les particules avec les poids forts et en éliminant celles avec les poids faibles, nous obtenons une nouvelle distribution, appelée PDF a posteriori : $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{10}$.

Ces trois étapes sont répétées jusqu'à l'utilisation de la dernière mesure. En pronostic, ces étapes peuvent être regroupées en une seule étape qui est l'apprentissage. Elles sont répétées jusqu'à ce que une prédiction soit demandée. À noter que l'étape de prédiction dans le filtre particulaire est différente de celle dans le pronostic. L'étape de prédiction dans le filtre particulaire consiste à propager les particules de l'état $k-1$ à l'état k . Dans le pronostic, l'étape de prédiction consiste à propager les particules jusqu'à atteindre le seuil de défaillance et calculer le RUL.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit un nouvel axe de recherche qui est le PHM des MEMS. Les problématiques principales concernent 1) le pronostic de défaillances des MEMS et 2) la prise de décision post-pronostic dans un système contenant des MEMS. Seule la première problématique a été considérée dans ce chapitre. En tenant compte des spécificités des MEMS, nous avons proposé une approche de pronostic hybride pour ces micro-systèmes. Cette approche ainsi que ses différentes étapes ont été présentées. Elle repose sur une phase hors ligne et une phase en ligne. Le but de la phase hors ligne est d'approximer l'évolution d'un indicateur de santé physique dans le temps par un modèle empirique qui correspond au modèle de dégradation du MEMS. La phase en ligne, quant à elle, vise à utiliser le modèle de dégradation avec les données disponibles pour évaluer l'état de santé du MEMS et estimer son RUL. Pour ce faire, nous avons sélectionné le filtre particulaire comme outil de pronostic. Le fonctionnement général de cet outil et son utilisation dans le cadre du pronostic ont été expliqués. À la fin de ce chapitre, et en s'appuyant sur une étude bibliographique, nous avons fait le choix d'utiliser le filtre particulaire SIR et la procédure de ré-échantillonnage systématique pour réaliser le pronostic. Les différentes étapes de l'utilisation de ce filtre en pronostic ont aussi été décrites.

Les résultats de l'application de notre approche peuvent être utilisés pour la prise de décision post-pronostic dans un système à base de MEMS. L'objectif est d'assurer la

continuité de fonctionnement d'un tel système et d'optimiser sa durée de vie. Cette problématique est considérée dans le chapitre suivant, où nous développerons une stratégie de décision post-pronostic pour les systèmes à base de MEMS. Enfin, dans le dernier chapitre, nous mettrons en œuvre l'approche de pronostic proposée et la stratégie de décision post-pronostic dans un système réel. Nous mettrons en évidence un cycle complet de PHM : de l'acquisition des mesures à la prise de décision post-pronostic.

Chapitre **4**

Algorithme distribué de décision post-pronostic

Sommaire

4.1	Introduction	83
4.2	La décision post-pronostic	83
4.2.1	Définition	84
4.2.2	Typologie des décisions au sein du PHM	84
4.2.3	Travaux liés à la décision post-pronostic	85
4.2.3.1	L'optimisation de la maintenance	86
4.2.3.2	La commande	86
4.2.3.3	La reconfiguration de missions	87
4.2.4	Décision post-pronostic dans les systèmes distribués	88
4.3	Convoyeur à base de MEMS distribués	89
4.3.1	Description du convoyeur	89
4.3.2	Modélisation du convoyeur	90
4.3.2.1	Le niveau bloc	91
4.3.2.2	Le niveau système global	91
4.3.3	Mission du convoyeur	93
4.4	Algorithme au niveau d'un bloc	95
4.4.1	Algorithme de Dijkstra	96
4.4.2	Algorithme de Dijkstra modifié	97
4.5	Simulation distribuée	98
4.5.1	Systèmes et algorithmes distribués	99
4.5.2	Le simulateur <i>DiMEMS</i>	101
4.5.2.1	Description du simulateur	101
4.5.2.2	Communication entre les blocs	102
4.5.2.3	Algorithme distribué	103
4.6	Première mise en œuvre et résultats de simulation	105

4.6.1	Premier modèle basique considéré	105
4.6.2	Simulations réalisées et données générées	105
4.6.3	Quel critère principal optimiser ?	107
4.6.4	Évolution du chemin optimal	108
4.6.5	Position et nombre optimal de sources	109
4.7	Conclusion	113

4.1 Introduction

Nous avons développé précédemment une approche capable de fournir une estimation de la durée de vie résiduelle (RUL) d'un MEMS. Nous proposons désormais comment cette information peut être utilisée. Dans le processus PHM, le module de décision est dédié à cette tâche. Ce module intervient généralement après l'étape de pronostic qui est souvent appelée décision post-pronostic. Le rôle de cette décision est de définir la meilleure séquence d'actions à mettre en place pour assurer le maintien en conditions opérationnelles du système. Pour ce faire, il est nécessaire de mettre en place des algorithmes permettant de prendre les décisions appropriées suite à l'apparition d'une dégradation et l'estimation du RUL. Ces algorithmes pourraient prendre différentes formes qui dépendent du système considéré et de la nature de sa mission. Dans ces travaux de recherche, et contrairement à la plupart des travaux existants, qui se concentrent sur la décision pour un seul équipement, nous visons d'aller plus loin en appliquant la décision pour les systèmes composés par un ensemble d'équipements distribués. L'idée est de déterminer les actions à effectuer par chaque équipement (ou module) pour assurer la continuité de fonctionnement du système globale. Dans ce manuscrit, nous considérons en particulier les systèmes modulaires à base de MEMS distribués.

Ce chapitre commence ainsi par une définition de la décision au sein du processus PHM, une présentation de la typologie des décisions et un survol des travaux liés à la décision post-pronostic. Une stratégie de décision dans les systèmes distribués est ensuite proposée. Puis, une mise en œuvre dans un système à base de MEMS distribués et un algorithme de décision post-pronostic développé sont détaillés. Par ailleurs, afin de valider l'efficacité de la stratégie proposée, un simulateur développé pour la prise de décision post-pronostic dans ce système est présenté. Les résultats d'une première mise en œuvre du simulateur sont présentés à la fin de ce chapitre.

4.2 La décision post-pronostic

Les bénéfices apportés par le processus PHM sont liés à l'étape décision. Cette étape consiste à exploiter les informations obtenues dans les étapes précédentes, en particulier les résultats de l'étape de pronostic, pour déterminer les meilleures actions à effectuer. Sur la figure 4.1, nous schématisons sous forme de schéma-bloc la décision post-pronostic. Les informations d'entrée pour ce schéma-bloc peuvent être les données du pronostic, l'historique de maintenance et de pannes. Les sorties peuvent être des actions comme la reconfiguration de missions, la maintenance et la commande.



FIGURE 4.1 – Schématisation sous forme de schéma-bloc de la décision post-pronostic.

4.2.1 Définition

Dans la littérature scientifique, il existe deux dénominations différentes qui décrivent la décision au sein du processus de PHM : *post-prognostic decision* utilisée pour la première fois par Iyer *et al.* [83] en 2006 et *prognostic decision making* utilisée par Balaban *et al.* [9] en 2012.

Définition : 15

La décision au sein du processus de PHM consiste à utiliser les résultats produits par l'étape de pronostic pour mettre en place un plan d'actions incluant les interventions de maintenance, la reconfiguration de missions et/ou du système, la gestion de la chaîne logistique, l'affectation de ressources, etc. L'objectif de ce type de décision est d'utiliser de manière optimale les informations disponibles pour minimiser les coûts associés à la durée de vie du système, le taux de réussite des missions, la production et la sécurité [83].

Dans la suite, nous utiliserons la dénomination décision post-pronostic, en anglais *post-prognostic decision* pour nommer la décision utilisant les résultats du pronostic pour définir une utilisation du système basée sur sa mission et son état de santé.

4.2.2 Typologie des décisions au sein du PHM

Les différents types de décision post-pronostic peuvent être classés suivant une échelle temporelle qui représente la fréquence de la prise de décision. Nous proposons sur la figure 4.2 une représentation de ces types de décision.

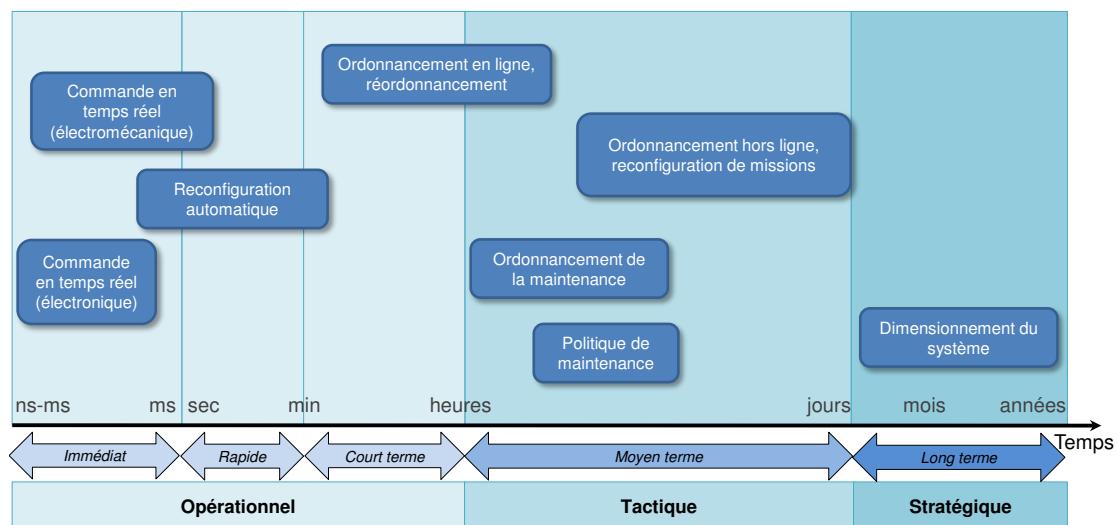


FIGURE 4.2 – Typologie des décisions au sein du PHM.

Bonissone *et al.* [23] ont proposé une classification des décisions qui suit une segmentation temporelle. Ils ont identifié trois classes de décision :

1. les décisions uniques : ce sont les situations dans lesquelles les données sont collectées une seule fois et les décisions sont effectuées une seule fois ;
2. les décisions multiples et répétées : ce sont les situations dans lesquelles les données sont collectées de façon synchrone et les décisions doivent être prises, à plusieurs reprises, généralement avec la même fréquence ;
3. les décisions à plus grande échelle impactant le cycle de vie du système considéré.

Les cas d'applications concernés par ces travaux de recherche s'inscrivent dans la seconde classe de décision. Dans cette classe, les décisions peuvent être classées suivant trois niveaux selon leur fréquence : 1) le niveau opérationnel (de la nanoseconde à l'heure), 2) le niveau tactique (jours ou semaine) et 3) le niveau stratégique (mois ou années).

1. Au niveau opérationnel, nous retrouvons un premier niveau « immédiat », de la nanoseconde à la milliseconde, incluant les décisions de commande en temps réel telles que celles rencontrées dans les domaines de l'électromécanique, de l'électronique et de l'automatique. Nous retrouvons ensuite le niveau « rapide », de l'ordre d'une seconde, qui regroupe les décisions semi-autonomes appliquées par exemple dans le domaine de l'automatique pour des actions de commande utilisant les informations du pronostic, de surveillance ou de détection de défauts. Ensuite, dans un niveau à « court terme », de la minute à plusieurs heures, nous retrouvons les décisions de portée plus grande telles que l'ordonnancement en ligne et le ré-ordonnancement. Par exemple, nous pouvons programmer l'exécution de différentes tâches dans un système de production afin de minimiser la durée d'exécution ou encore de minimiser le coût de production.
2. Au niveau tactique, nous retrouvons les décisions à « moyen terme » (jours ou semaines), par exemple pour l'ordonnancement hors ligne, la planification de la maintenance et la reconfiguration de missions.
3. Le niveau stratégique rassemble les décisions à « long terme », considérant des intervalles de décision plus long (mois ou années), par exemple pour le dimensionnement du système.

Afin de donner des exemples d'application de la décision post-pronostic, un survol des travaux existants dans la littérature scientifique est présenté dans la sous-section suivante.

4.2.3 Travaux liés à la décision post-pronostic

Nous trouvons dans la littérature des résultats récents portant sur la décision post-pronostic. Ces travaux concernent différentes applications, par exemple, l'aérospatial [6, 9, 28], les éoliennes [69, 201], les batteries [167], les systèmes électroniques [15, 169], etc. Les trois principaux types de décision mis en œuvre dans ces applications sont : 1) l'optimisation de la maintenance, 2) la commande et 3) la reconfiguration de missions.

4.2.3.1 L'optimisation de la maintenance

La majeure partie des travaux traitant de la décision dans le cadre du PHM se concentre sur la planification de la maintenance. Ce type de décision consiste à se baser sur l'état de santé actuel et futur des composants et l'état de santé global du système pour planifier des actions de maintenance [28]. L'objectif est de prévenir l'utilisateur suffisamment tôt pour pouvoir planifier de manière optimale les interventions de maintenance nécessaires. L'optimisation de la maintenance utilisant les informations du pronostic est présente dans plusieurs applications. Nous pouvons citer notamment les travaux de Barros *et al.* [15] et Sandborn *et al.* [169] portant sur les systèmes électroniques, les travaux de Balaban *et al.* [9] et Camci *et al.* [28] sur les applications aérospatiales et les travaux de Besnard *et al.* [20] et Vieira *et al.* [108] sur les éoliennes.

Par exemple, Camci *et al.* [28] ont proposé un outil d'intégration des données du processus PHM avec celles de maintenance. Les données du processus PHM sont principalement les résultats du pronostic sous forme de RUL et les modes de défaillance (diagnostic). Les données de maintenance incluent les ressources nécessaires pour les actions de maintenance (personnel, matériels, outils, etc.), les ressources disponibles dans l'inventaire, le délai pour recevoir les ressources commandées. Le processus PHM ainsi que le système de maintenance se basent sur le retour de l'intégration pour mettre à jour leurs données. L'outil proposé permet aussi d'analyser les informations sur les missions programmées pour obtenir un RUL plus précis puisque le profil de la mission affecte le taux de dégradation d'un équipement. Dans leur article, Camci *et al.* [28] ont implémenté cet outil pour les avions de chasse afin de valider sa performance.

Vieira *et al.* [200] ont proposé un nouveau seuil de défaillance variable pour la détermination de l'état de santé des éoliennes. Leur objectif est d'utiliser ce seuil de défaillance pour reprogrammer et optimiser de manière dynamique la maintenance d'un parc d'éoliennes. La détermination du seuil est basée sur l'analyse de chaque mode de défaillance possible dans l'éolienne. Dans le cas où cette limite est proche d'être atteinte, des actions de maintenance sont proposées par un modèle de maintenance.

4.2.3.2 La commande

Les résultats du pronostic sont aussi utilisés pour améliorer la commande des systèmes en déterminant des actions automatiques immédiates ou rapides.

À titre d'exemple, Bole *et al.* [22] ont travaillé sur la répartition de tâches sur la base des données du pronostic pour effectuer la commande d'un système. Leur idée consiste à intégrer le modèle de pronostic dans le système de commande. Ce dernier utilise les résultats du pronostic pour distribuer l'effort entre les équipements du système afin de mieux gérer les risques engendrés par les estimations incertaines et la performance future du système. Pour valider sa performance, cette méthodologie est appliquée sur un véhicule autonome sans pilote soumis à des dégradations causées par des contraintes thermiques.

Pereira *et al.* [152] ont proposé une approche de commande prédictif capable de distribuer l'effort entre plusieurs actionneurs redondants en prenant en considération les

informations du pronostic et le niveau de dégradation de chaque actionneur. Leur objectif est d'éviter les pannes dues à la dégradation. Les résultats obtenus ont montré que le système de commande prédictif répartit l'effort de manière appropriée pour soulager les actionneurs les plus dégradés.

D'autres travaux sur l'amélioration de la commande en utilisant le pronostic peuvent être également cités. Par exemple, les travaux de Bogdanov *et al.* [21] sur des servomoteurs et de Brown *et al.* [26] sur la commande d'actionneurs électro-mécaniques.

4.2.3.3 La reconfiguration de missions

En plus de l'optimisation de la maintenance et de la commande, les informations fournies par l'étape de pronostic peuvent être utilisées pour reconfigurer la mission d'un système considéré en fonction de son état de santé. Ce type de décision n'est pas encore assez développé dans la littérature scientifique. Toutefois, il existe quelques travaux qui ont été proposés dans des contextes spécifiques, incluant l'ordonnancement de la production [8], la gestion de réseaux de capteurs [53], la gestion de batteries [166] et la gestion de véhicules autonomes [10, 157, 185].

Par exemple, Asmai *et al.* [8] ont montré que la connaissance du RUL peut être utilisée pour l'ordonnancement de la production. En effet, cette valeur donne une information sur l'état de santé du système de production, qui peut être prise en compte pour décider le lancement de nouvelles tâches de production. Cela permet d'éviter des pertes de production et de matières premières qui accompagneraient l'apparition d'une panne durant une opération de production. La décision post-pronostic peut prendre plusieurs formes, telles qu'un arrêt immédiat du système pour éviter des dommages supplémentaires, la continuation de la production normalement, une intervention de maintenance préventive, ou encore un réglage du système pour réduire la charge ou un réordonnancement de la production [75].

Balaban *et al.* [10] ont étudié l'exploitation des valeurs de RUL pour gérer les missions d'un robot mobile autonome. Des algorithmes de décision développés pour gérer des défaillances dues à des défauts électroniques, des détériorations mécaniques ou une charge de batterie insuffisante ont été testés sur un prototype de robot décrit dans [11]. En plus de la détermination du RUL, l'objectif est de suggérer des actions afin d'optimiser la maintenance du robot, d'étendre la durée de la mission et d'assurer la sûreté de la mission. L'idée principale est de prendre des décisions en tenant compte de l'évolution au cours du temps de l'état de santé du système pour maximiser l'efficacité de la mission avant l'atteinte des limites d'énergie et de santé. Il s'agit ainsi de reconfigurer la mission en cours dans le cas de l'apparition ou la prédiction d'une défaillance.

La plupart des travaux cités ci-dessus se concentrent sur la décision post-pronostic dans des applications mettant en jeu un seul système ou équipement. Contrairement à ces travaux, notre but est d'aller plus loin en considérant un ensemble d'équipements (ou modules) autonomes qui communiquent entre eux à l'aide d'un réseau de communication et interagissent les uns avec les autres afin de remplir une mission commune. Plus précisément, nous visons à appliquer la décision post-pronostic aux systèmes modu-

laires distribués. Dans la sous-section suivante, nous présentons une stratégie de décision post-pronostic pour les systèmes modulaires distribués.

4.2.4 Décision post-pronostic dans les systèmes distribués

Les systèmes modulaires distribués sont souvent des systèmes très complexes. Faire des interventions de maintenance dans ces systèmes au cours de leur fonctionnement est une tâche qui n'est pas facile à réaliser. Le seul moyen d'intervenir dans ces systèmes est de les arrêter. Toutefois, cela augmente le temps d'arrêt du système et conduit à des pertes significatives. Pour cela, nous cherchons à prendre des décisions permettant au système de remplir sa mission le plus longtemps possible et donc à repousser les interventions de maintenance.

Un système modulaire distribué a deux niveaux : le module et le système global. Notre stratégie consiste à prendre des décisions dans chaque niveau.

- Au niveau module : le module doit être autonome et capable d'évaluer en temps réel son état de santé, d'estimer son RUL et de se reconfigurer en fonction de cet état pour fonctionner avec la performance attendue par l'opérateur.
- Au niveau système global : dans un système modulaire distribué, chaque module dispose d'une capacité de communication qui lui permet d'envoyer des messages à ses voisins (et aussi d'en recevoir). Un message peut contenir des informations sur l'état de santé du module et les valeurs de RUL. Cet échange d'informations entre les modules permet de détecter ceux qui sont dégradés ou défaillants et permet à chaque module d'avoir une information globale sur le système. Par conséquent, il est possible de reconfigurer les missions du système global en fonction de l'état de santé de ses modules.

Les deux types de décision à prendre sont ainsi la commande pour le niveau module et la reconfiguration de missions pour le niveau système global. Nous proposons sur la figure 4.3 une présentation des deux types de décision qui peuvent être utilisés dans un système modulaire distribué suivant une échelle temporelle et un axe représentant le niveau.

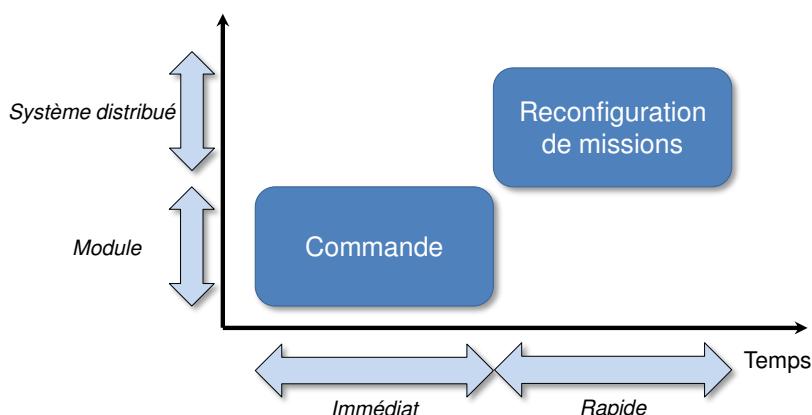


FIGURE 4.3 – Décisions post-pronostic dans un système modulaire distribué.

La stratégie que nous proposons permet au système de remplir sa mission même avec quelques modules défaillants. Cela permet ainsi de réduire le temps d'arrêt et de retarder la date d'une intervention de maintenance. Une fois que le système arrêté, nous pouvons procéder à sa maintenance par un sous ensemble de ses modules.

Cette stratégie peut être mise en œuvre dans plusieurs applications modulaires telles que les réseaux de capteurs, les robots modulaires [103], etc. Dans le cadre de cette thèse, nous proposons de l'appliquer sur un nouveau système : un convoyeur à base de MEMS distribués présenté dans la section suivante.

4.3 Convoyeur à base de MEMS distribués

Les convoyeurs sont très utilisés dans de nombreuses industries où les objets doivent être transportés, y compris l'automobile, l'agriculture, l'industrie pharmaceutique, etc. Utiliser des convoyeurs est beaucoup plus sûr que les chariots, les élévateurs ou d'autres machines pour déplacer des objets. Ils permettent le transport en toute sécurité des objets d'un point de départ vers une destination donnée. La plupart des solutions existantes pour transporter des objets reposent sur des technologies à base de contact. Cependant, ces solutions ne sont pas appropriées pour les objets fragiles ou les micro-objets, par exemple, les médicaments et les composants micro-électroniques, qui peuvent être facilement endommagés ou contaminés durant le transport. Ainsi, les convoyeurs basés sur une technologie sans contact à jet d'air, qui évitent le contact avec les objets transportés, peuvent être une solution [59, 100].

Un convoyeur est généralement constitué d'un seul bloc monolithique dédié à une tâche spécifique dans un environnement fixe. Par conséquent, en cas de défaillance ou d'un changement de l'environnement, le convoyeur ne sera pas en mesure d'effectuer la tâche dédiée et le système doit être arrêté pour le réparer. Pour résoudre ces problèmes, les systèmes modulaires peuvent être utilisés [102, 168].

4.3.1 Description du convoyeur

Un système de convoyage a déjà été développé dans le cadre d'un projet nommé « SmartBlocks » [179, 37, 52, 25, 68]. Ce projet a été financé par l'agence nationale de la recherche (ANR). Trois laboratoires de recherche ont participé à sa réalisation, deux français, *FEMTO-ST* à Besançon et *LAAS* à Toulouse, et un japonais, *LIMMS* à Tokyo. Le système de convoyage est conçu pour transporter des objets fragiles et des micro-objets sans contact, par lévitation pneumatique. Il est composé d'une matrice de blocs décentralisés auto-reconfigurables, appelés *smart blocks*. Un bloc a une forme cubique et contient une partie physique et une partie logicielle (figure 4.4(a)). La partie physique comprend des capteurs pour détecter la présence d'un objet sur sa surface supérieure et un actionneur pour contrôler le flux d'air qui assure la sustentation et le déplacement des objets. La partie logicielle comprend un micro-contrôleur doté d'une mémoire et d'une capacité de calcul. Les blocs sont capables de se détacher et de se rattacher et ils peuvent former une surface de convoyage de forme adaptable (linéaire, carrée, rectangulaire ou

quelconque). La figure 4.4(b) montre une illustration d'une surface de convoyage linéaire. Plus de détails sur les caractéristiques de ce convoyeur sont disponibles dans [179, 24].

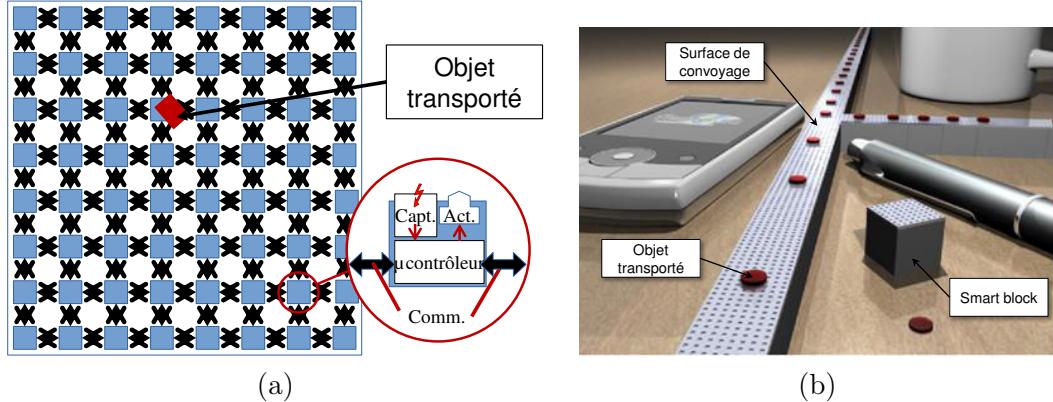


FIGURE 4.4 – Convoyeur d’objets sans contact développé dans le cadre du projet « Smart-Blocks ».

L’objectif est de miniaturiser ce système de convoyage et d’ajouter aux blocs une capacité d’évaluation de l’état de santé, d’estimation de la durée avant défaillance (RUL) et de la prise de décision. Le système de convoyage que nous proposons est similaire à celui du projet « SmartBlocks ». Dans notre système, nous ajoutons à chaque bloc un module électronique communiquant de forme cubique. Ce module, appelé *blinky block* [98], permet aux blocs de communiquer entre eux. En plus de la communication, un *blinky block* intègre les algorithmes de pronostic et de décision post-pronostic. Grâce au *blinky block*, un bloc est ainsi capable d’évaluer son état de santé, d’estimer son RUL et de prendre des décisions de manière décentralisée pour que le convoyeur dans son ensemble puisse fonctionner.

Dans le convoyeur du projet « SmartBlocks », des électrovannes de grande taille ont été utilisées dans les blocs pour contrôler le flux d’air. Pour miniaturiser le bloc, nous utilisons dans notre système un actionneur de type MEMS. Cet actionneur est une valve MEMS à laquelle nous nous intéressons dans le prochain chapitre.

La suite de ce chapitre traite uniquement de la prise de décision post-pronostic au niveau du système de convoyage, qui est du type reconfiguration de missions. Pour ce faire, nous développons un modèle de notre convoyeur et nous proposons un simulateur distribué basé sur cette modélisation.

4.3.2 Modélisation du convoyeur

L’objet d’étude est un convoyeur constitué de m blocs. Un bloc est noté b_k , où $k \in \{1, 2, \dots, m\}$ est le numéro identifiant le bloc dans la surface. Chaque bloc dispose d’une capacité d’actionnement lui permettant de transférer un objet dans quatre directions. Les directions correspondent aux quatre cotés de la surface carrée du bloc.

Le convoyeur peut être divisé en deux niveaux : 1) le niveau bloc et 2) le niveau système global.

4.3.2.1 Le niveau bloc

Dans chaque bloc, nous utilisons des actionneurs MEMS pour contrôler le flux d'air dans les quatre directions. Ainsi, les éléments critiques qu'il faut surveiller sont les MEMS. Pour ce faire, nous avons besoin d'évaluer leur état de santé à tout instant et d'estimer leurs RUL. Un bloc peut donc être caractérisé par un certain nombre d'informations dépendant des actionnements que nous pouvons réaliser. Ces caractéristiques sont données ci-dessous.

- $N_t(k, i)$: le nombre de fois que le bloc b_k a transféré un objet dans la direction d_i , où $i \in \{1, 2, 3, 4\}$, jusqu'à l'instant t .
- $HI_t(k, i)$: le modèle de dégradation qui peut être obtenu par une approximation de l'évolution au cours du temps de l'indicateur de santé (*Health Indicator* : HI). Ce modèle s'exprime par la fonction $E(x)$ qui représente l'état de santé à l'instant t du bloc k dans la direction d_i .

$$HI_t(k, i) = E(N_t(k, i)) \quad (4.1)$$

- $R(k, i)$: la durée de vie restante avant défaillance (RUL). Cette valeur est une fonction F de l'état de santé du bloc.

$$R(k, i) = F(HI_t(k, i)) \quad (4.2)$$

- $T(k, i)$: le temps que met un objet pour traverser le bloc et atteindre le bloc suivant. Ce paramètre peut être maintenu constant si nous utilisons un système de commande prédictif permettant de maintenir une même performance du bloc (équation 4.3). Sans le système de commande, le temps de transfert est une fonction de la dégradation (équation 4.4).

$$T(k, i) = cst \quad (4.3)$$

$$T(k, i) = G(HI_t(k, i)) \quad (4.4)$$

Les informations présentées ci-dessus sont gérées par la partie logiciel du bloc qui intègre un algorithme de pronostic. Chaque bloc est capable de comptabiliser le nombre de cycles de chacun de ses MEMS, d'évaluer leur état de santé, de prédire leur RUL et de calculer leur temps de transfert. Les blocs sont connectables les uns avec les autres dans les quatre directions pour former une surface de convoyage.

4.3.2.2 Le niveau système global

La surface de convoyage est composée d'une matrice de m blocs. Chaque bloc b_k dans cette surface est entouré au plus par quatre autres blocs. Chaque bloc est susceptible de

communiquer (envoyer et recevoir des messages) avec ses voisins grâce à son module de communication (*blinky block*). Par ailleurs, chaque bloc b_k peut transférer un objet dans une direction d_i à l'un de ses voisins. Ce transfert est réalisé par le flux d'air contrôlé par les MEMS que contient le bloc. La figure 4.5 illustre un exemple d'une surface composée de 9 blocs. Par exemple, le bloc b_5 peut communiquer avec ses quatre voisins b_4 , b_2 , b_6 et b_8 . Un objet situé sur la surface du bloc b_5 peut être transféré dans les directions d_1 , d_2 , d_3 et d_4 (respectivement vers les blocs b_4 , b_2 , b_6 et b_8). La figure 4.6 montre un exemple de communication entre le bloc b_5 et ses voisins. Les informations communiquées sont les RUL $R(k, i)$ et les temps de transfert $T(k, i)$.

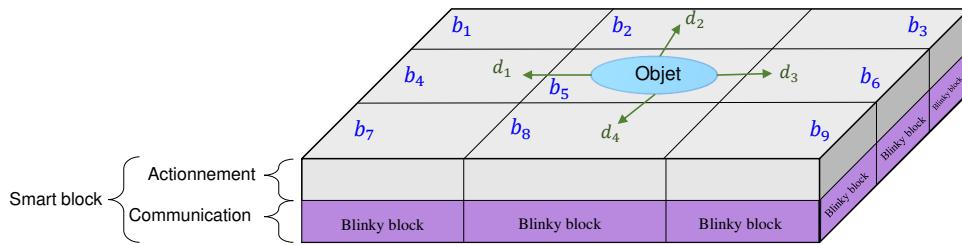


FIGURE 4.5 – Surface composée de 9 *smart blocks*.

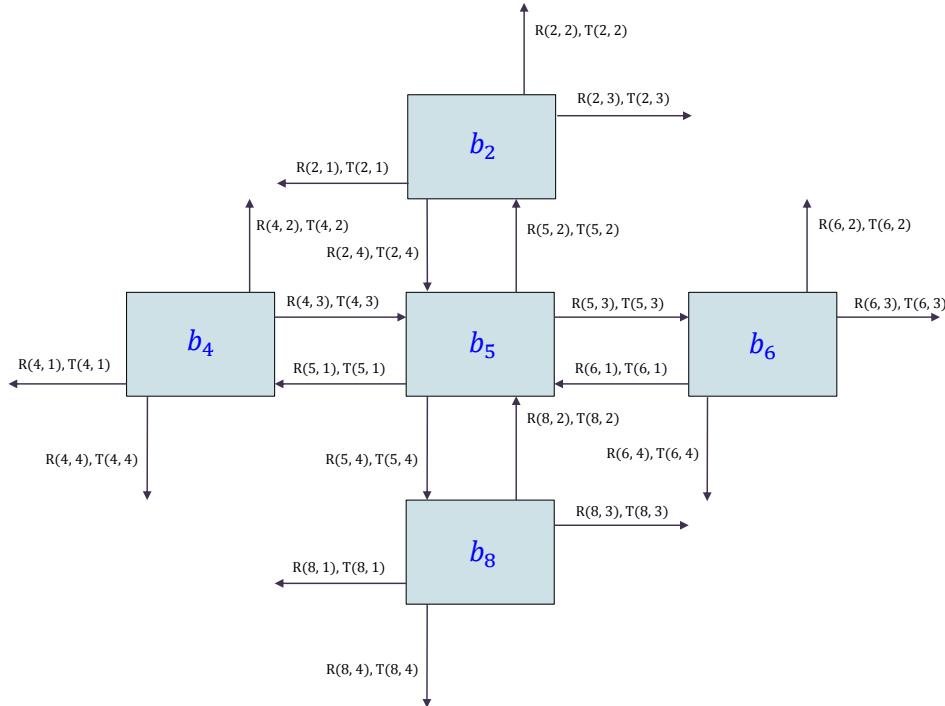


FIGURE 4.6 – Représentation de la communication entre un bloc et ses quatre voisins.

4.3.3 Mission du convoyeur

La mission du convoyeur consiste à transporter des objets par lévitation pneumatique. Cette mission se traduit par la recherche du chemin permettant d'aller d'un bloc source à un bloc destination. Le convoyage d'un objet peut ainsi être caractérisé par un chemin (*path*) qui correspond à un ensemble de n blocs qui ont participé au transport de l'objet, $path = \{S, b_{k_2}, \dots, b_{k_{n-1}}, D\}$, où S correspond au bloc source b_{k_1} et D au bloc destination b_{k_n} . L'indice j , avec $j \in \{1, \dots, n = length(path)\}$, est l'ordre du bloc sur le chemin. Par exemple, b_{k_j} est le bloc numéro j sur le chemin. Un chemin est valide à condition que b_{k_j} et $b_{k_{j+1}}$ soient deux blocs voisins. Puisque deux blocs consécutifs sur le chemin sont voisins, nous pouvons alors déduire la direction unique entre ces deux blocs que nous notons d_i , où $i \in \{1, 2, 3, 4\}$. La figure 4.7 illustre un exemple d'un chemin sur une surface donnée. Par exemple, dans ce chemin noté $path = \{b_8, b_9, \dots, b_{27}, b_{28}\}$, d_4 est la direction à suivre pour aller du bloc numéro 10 sur la surface (b_{10}) au bloc 17 sur la surface (b_{17}).

b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7
b_8 (S)	b_9	b_{10}	b_{11}	b_{12}	b_{13}	b_{14}
b_{15}	b_{16}	b_{17}	b_{18}	b_{19}	b_{20}	b_{21}
b_{22}	b_{23}	b_{24}	b_{25}	b_{26}	b_{27}	b_{28} (D)
b_{29}	b_{30}	b_{31}	b_{32}	b_{33}	b_{34}	b_{35}

FIGURE 4.7 – Illustration d'un chemin entre le bloc source S et le bloc destination D .

Pour un chemin, deux métriques peuvent être intéressantes : le RUL du chemin et le temps de transfert total pour parcourir le chemin. Le RUL d'un MEMS correspond au nombre de cycle que le MEMS peut réaliser avant la fin de sa vie. Le RUL du chemin correspond au nombre de cycle que le MEMS le plus dégradé (qui a le plus faible RUL) peut réaliser. C'est donc le minimum de tous les RUL des MEMS qui ont participé au convoyage de l'objet sur ce chemin (équation 4.5).

$$RUL(path) = \min_{j=1, \dots, n} R(k_j, i) \quad (4.5)$$

Le temps de transfert est le temps que met un objet pour traverser un bloc suite à un actionnement d'un MEMS dans ce bloc. Le temps de transfert d'un chemin est le temps que met un objet pour aller de la source à la destination. Nous considérons qu'il n'y a pas d'arrêt de l'objet après le transfert d'un bloc à un autre. Ainsi, le temps de transfert du chemin, exprimé par l'équation 4.6, est la somme de tous les temps de transfert des MEMS qui ont participé au convoyage de l'objet sur ce chemin.

$$Time(path) = \sum_{j=1}^n T(k_j, i) \quad (4.6)$$

L'objectif d'une mission de convoyage est de maximiser le temps d'utilisation de la surface et de conserver une qualité de service suffisante, *i.e.* un temps de transfert raisonnable. Ceci peut se traduire par, d'une part la maximisation du RUL du chemin, et d'autre part en terme de performance (rapidité) par la minimisation du temps de transfert des objets de la source vers la destination. Le chemin le plus « robuste » est celui qui a un RUL supérieur à ceux des autres chemins. Le chemin le plus rapide est celui qui a le plus petit temps de transfert. Pour mieux expliquer, un exemple simple d'une surface de 9 blocs avec des valeurs aléatoires de RUL et de temps de transfert est donné sur la figure 4.8. Le RUL est exprimé en nombre de cycles et le temps de transfert en unité de temps (*u.t.*). Pour aller de la source qui correspond au bloc b_1 à la destination qui correspond au bloc b_9 :

- le chemin le plus « robuste » est : $path_1 = \{b_1, b_2, b_5, b_6, b_9\}$ de $RUL(path_1) = 63$ cycles et de $Time(path_1) = 9.1$ *u.t.*
- le chemin le plus rapide est : $path_2 = \{b_1, b_4, b_7, b_8, b_9\}$ de $RUL(path_2) = 60$ cycles et de $Time(path_2) = 8.4$ *u.t.*

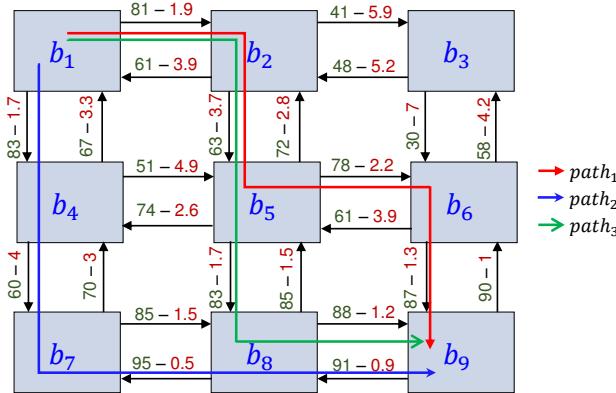


FIGURE 4.8 – Exemple d'une surface de 9 blocs avec des valeurs aléatoires de RUL et de temps de transfert.

Trouver le chemin le plus « robuste » en maximisant le RUL est similaire au problème de recherche du flot maximum dans un réseau. Il existe quelques algorithmes qui permettent de résoudre ce type de problème. Nous pouvons citer, par exemple, les algorithmes de *Ford-Fulkerson* [58] et d'*Edmonds-Karp* [50].

Trouver le chemin le plus rapide en minimisant le temps de transfert est équivalent au problème du plus court chemin dans la théorie des graphes. De nombreux algorithmes ont été développés pour résoudre ce type de problème. Les algorithmes les plus connus et les plus utilisés sont les algorithmes de *Dijkstra* [43], *Bellman-Ford* [109] et *Floyd-Warshall* [78]. Les caractéristiques de ces algorithmes sont résumées dans le tableau 4.1.

TABLE 4.1 – Exemples d’algorithmes pour résoudre le problème du plus court chemin (V le nombre de sommets et A le nombre d’arêtes dans le graph).

Algorithme	Caractéristiques	Rapidité
Dijkstra	<ul style="list-style-type: none"> – source unique – seulement poids positif – solution optimale 	<ul style="list-style-type: none"> – $O(V^2)$ – rapide
Bellman-Ford	<ul style="list-style-type: none"> – source unique – poids négatif – cycles négatifs – solution optimale 	<ul style="list-style-type: none"> – $O(V \cdot A)$ – moins rapide que Dijkstra
Floyd-Warshall	<ul style="list-style-type: none"> – toutes les paires – poids négatif – cycles négatifs – solution optimale 	<ul style="list-style-type: none"> – $O(V ^3)$ – moins rapide que Dijkstra

Le but est de trouver un bon compromis entre l’état de santé (en terme de RUL) et le temps de transfert. Dans l’exemple présenté sur la figure 4.8, nous pouvons trouver un troisième chemin $path_3 = \{b_1, b_2, b_5, b_8, b_9\}$ qui représente un bon compromis entre l’état de santé et le temps de transfert. Ce chemin a le même RUL que le chemin $path_1$ ($RUL(path_3) = 63$ cycles), mais avec un temps de transfert plus faible ($Time(path_3) = 8.5$ u.t.). Par rapport au chemin $path_2$, il a un RUL plus grand, mais un temps de transfert qui est légèrement plus grand.

Pour conclure, le but est de trouver le chemin optimal vis-à-vis de deux critères (RUL et temps de transfert) pour le convoyage d’objets. Les algorithmes cités précédemment, qui permettent de résoudre les problèmes de maximisation du flot et du plus court chemin, sont susceptibles de répondre à notre besoin. Ces algorithmes sont principalement utilisés dans des systèmes non distribués. Une adaptation d’un de ces algorithmes pour répondre à notre besoin est présentée dans la suite. La mise en œuvre de l’algorithme adapté à notre système distribué est ensuite introduite.

4.4 Algorithme au niveau d'un bloc

Dans cette section, nous nous intéressons à l’algorithme de décision qui peut s’exécuter au niveau d’un bloc. Nous avons vu que les algorithmes présentés précédemment sont susceptibles de répondre à notre besoin. Pour ce faire, nous avons besoin de connaître toutes les informations caractérisant le convoyeur. Les blocs seront ainsi amenés à recevoir des informations provenant de leurs voisins qui leur permettent de connaître l’état de tout le convoyeur. Connaissant l’état de l’ensemble, un bloc peut ainsi décider du meilleur chemin à prendre en exécutant l’algorithme de décision.

Parmi les algorithmes disponibles, nous pouvons utiliser l’algorithme de *Dijkstra* pour résoudre ce problème. En effet, cet algorithme répond à notre besoin en terme de minimisation du temps, mais pas en terme de maximisation de la durée de vie du convoyeur.

Pour cela, nous proposons de l'adapter pour maximiser le RUL en plus de la minimisation du temps de transfert. Afin de mieux expliquer l'adaptation de l'algorithme de *Dijkstra*, nous avons jugé utile de présenter d'abord sa version originale.

4.4.1 Algorithme de Dijkstra

L'algorithme de *Dijkstra* est utilisé dans de nombreuses applications telle que le calcul des itinéraires routiers où le poids des arcs peut être le temps estimé (pour le trajet le plus rapide), la distance (pour le trajet le plus court), la consommation de carburant et le prix des péages (pour le trajet le plus économique). Il peut aussi être utilisé pour effectuer un routage internet très efficace. En terme de complexité, il s'agit de l'algorithme le plus efficace parmi tous les algorithmes qui permettent de trouver une solution optimale (tableau 4.1). Cet algorithme sert à déterminer le plus court chemin à partir d'une source dans un graphe orienté ou non orienté pondéré par des poids positifs. L'idée de cet algorithme est d'explorer tous les plus courts chemins à partir d'une source à tous les autres sommets du graphes. Une fois que tous les chemins sont trouvés, l'algorithme s'arrête. La distance entre une source et un sommet est la somme des poids des arêtes empruntées.

Pour expliquer les étapes de l'algorithme de *Dijkstra*, nous considérons un graphe pondéré de N sommets, un sommet source s , un tableau $dist_s[]$ de taille N pour stocker les distances de s aux autres sommets à la fin de l'exécution de l'algorithme et une file de priorité Q contenant initialement la source s . Au départ, nous considérons que les distances du sommet source aux autres sommets sont infinies sauf pour le sommet source pour lequel la distance est nulle. Ensuite, les prochaines étapes sont effectuées pour chaque itération :

1. On suppose que $u = s$ (on prend u comme le sommet courant) ;
2. On explore tous les voisins du sommet u sauf ceux qui sont marqués. Les sommets non marqués sont appelés w ;
3. Si la distance de s à w ($dist_s[w]$) est supérieure à la distance de s à u ($dist_s[u]$) plus la distance de u à w ($\text{dist-entre}(u,w)$), alors elle sera remplacée :
si $dist_s[w] > dist_s[u] + \text{dist-entre}(u,w)$ alors $dist_s[w] = dist_s[u] + \text{dist-entre}(u,w)$
Cette étape est appelée la *relaxation* des arêtes ;
4. On marque le sommet u ;
5. On prend celui qui a la plus petite distance dans Q comme sommet courant et nous revenons à l'étape 2 s'il y a encore des sommets qui ne sont pas marqués.

L'algorithme s'arrête quand Q est vide. Le pseudo-code de l'algorithme de *Dijkstra* est donné par l'Algorithme 3.

Cependant, cet algorithme doit être modifié car il optimise seulement le critère du temps. Dans ce que nous avons expliqué avant, nous avons un second critère qui est la maximisation de la durée de vie de notre convoyeur. Le seul moyen d'optimiser les deux critères en même temps est de les agréger en un seul, par exemple, avec la combinaison linéaire. En revanche, cette technique n'est pas adaptable à notre besoin puisque l'un des

Algorithme 3 Algorithme de *Dijkstra*.

```

fonction Dijkstra (Graphe, s)
2: pour chaque sommet  $w$  dans le Graphe faire
     $dist_s[w] = \infty$  {la distance de  $s$  à  $w$ }
4:    $P[w] = \text{indéfini}$  {sommet précédent dans le chemin optimal à partir de la source}
    fin pour
6:    $dist_s[s] = 0$  {distance de la source à la source}
     $Q = \text{contient initialement le sommet source}$ 
8: tant que  $Q$  n'est pas vide faire
     $u = \text{sommet dans } Q \text{ avec la plus petite distance dans } dist_s[]$ 
10:  enlever  $u$  de  $Q$ 
    pour chaque voisin  $w$  de  $u$  faire
12:    si  $dist_s[w] > dist_s[u] + \text{dist-entre}(u,w)$  alors
         $dist_s[w] = dist_s[u] + \text{dist-entre}(u,w)$  {dist-entre( $u,w$ ) est le distance entre  $u$  et  $y$  (poids de l'arête( $u,w$ ))}
14:     $P[w] = u$ 
        ajouter  $w$  à  $Q$ 
16:  fin si
    fin pour
18: fin tant que
    retourner  $dist_s[]$ 
20: fin fonction

```

critères est à maximiser et l'autre est à minimiser. En plus, dans notre cas, la maximisation consiste à trouver le chemin qui a un RUL minimum supérieur à ceux des autres chemins. La solution que nous proposons pour optimiser les deux critères est d'adapter l'algorithme de *Dijkstra*.

4.4.2 Algorithme de Dijkstra modifié

L'algorithme de *Dijkstra* peut être adapté de deux façons possibles. La premier façon consiste à ajouter à l'algorithme minimisant le temps la deuxième information, qui est la maximisation du RUL du chemin. Cela signifie que nous privilégions le temps de transfert (le considérer comme critère principal) et utilisons le RUL comme un critère secondaire lorsque plusieurs chemins sont de temps de transfert équivalent. En d'autre terme, si nous avons plusieurs chemins avec un temps de transfert minimum, nous prenons celui qui maximise le RUL entre eux.

La seconde façon d'adapter l'algorithme de *Dijkstra* est de privilégier d'abord la maximisation du RUL. En cas d'égalité sur le RUL, nous prenons le chemin le plus rapide. L'Algorithme 4 présente l'algorithme de *Dijkstra* modifié que nous avons proposé. Cet algorithme privilégie la maximisation du RUL et minimise le temps en cas d'égalité sur le RUL. Si nous voulons privilégier le temps de transfert, seulement la partie de relaxation dans l'algorithme (ligne 19) devrait être remplacée par :

si timeThroughU < $T_s[w]$ **ou** (timeThroughU == $T_s[w]$ **et** RULThroughU > $R_s[w]$)

Algorithme 4 Algorithme de *Dijkstra* modifié.

```

1: fonction DijkstraModifié (Graphe,  $s$ )
2: pour chaque sommet  $w$  dans le Graphe faire
3:    $T_s[w] = \infty$  {le temps de s à w}
4:    $R_s[w] = 0$  {le RUL de s à w}
5:    $P[w] = \text{indéfini}$  {bloc précédent sur le chemin}
6: fin pour
7:  $T_s[s] = 0$  {temps de transfert de la source à la source}
8:  $R_s[s] = \infty$  {RUL de la source à la source}
9:  $Q = \text{contient initialement le sommet source}$ 
10: tant que  $Q$  n'est pas vide faire
11:    $u = \text{sommet dans } Q \text{ avec le plus grand RUL dans } R_s[]$ 
12:   enlever  $u$  de  $Q$ 
13:   pour chaque voisin  $w$  de  $u$  faire
14:      $\Delta_x = w_x - u_x$ 
15:      $\Delta_y = w_y - u_y$ 
16:      $\Delta = \Delta_y + 2 + 2\Delta_x$  {numéro de la direction permettant de transporter l'objet
       vers le voisin}
17:     timeThroughU =  $T_s[u] + u.\text{getT}[\Delta]$ 
18:     RULThroughU =  $\min(R_s[u], u.\text{getR}[\Delta])$ 
19:     si RULThroughU >  $R_s[w]$  ou (RULThroughU ==  $R_s[w]$  et timeThroughU <
        $T_s[w]$ ) alors
20:        $R_s[w] = \text{RULThroughU}$ 
21:        $T_s[w] = \text{timeThroughU}$ 
22:        $P[w] = u$ 
23:       ajouter  $w$  à  $Q$ 
24:     fin si
25:   fin pour
26: fin tant que
27: fin fonction

```

Chaque bloc dans le convoyeur intègre cet algorithme. Il l'exécute en utilisant les informations de tous les blocs du convoyeur. Dans la suite, la mise en œuvre de cet algorithme pour la prise de décision au niveau système distribué est présentée.

4.5 Simulation distribuée

Après avoir présenté la mise en œuvre locale de l'algorithme de décision au niveau d'un bloc, nous nous intéressons maintenant à la mise en œuvre globale au niveau du système distribué (convoyeur), où chacun des blocs peut avoir son propre fonctionnement en fonction des informations qu'il reçoit. Pour cela, dans un premier temps, nous

introduisons les algorithmes et les systèmes distribués. Dans un deuxième temps, nous nous intéressons à la mise en œuvre dans le système de convoyage en développant un simulateur distribué.

4.5.1 Systèmes et algorithmes distribués

Un système distribué est une collection de processus (ordinateurs, téléphones, etc.) autonomes qui sont connectés à l'aide d'un réseau de communication. Ces processus interagissent les uns avec les autres afin de parvenir à un but commun. Chacun des processus est responsable de son propre fonctionnement et donc il n'existe pas un processus maître qui gère les autres.

Un système distribué est composé de n processus et noté $\Pi = \{p_1, \dots, p_n\}$, où chaque p_j , $1 \leq j \leq n$, représente un processus distinct. L'entier j représente l'index du processus et permet de l'identifier de façon unique des autres processus. Il est aussi considéré dans la plupart des cas comme l'identité du processus ($Id_j = j$).

Les processus communiquent en envoyant et recevant des messages à travers des canaux (*channels*). Chaque canal est supposé être fiable, c'est-à-dire, qu'il ne modifie pas les messages. Chaque processus p_j a un ensemble de voisins, noté N_j .

D'un point de vue structurel, un système distribué peut être représenté par un graphe non orienté $G = (\Pi, C)$, où Π représente l'ensemble des processus et C l'ensemble des canaux. Dans la théorie des graphes, Π et C correspondent respectivement aux sommets et aux arêtes.

Un algorithme distribué est une collection de n automates, un par processus. Un automate décrit la séquence des étapes exécutées par le processus correspondant. Chaque automate peut effectuer deux types d'opération de communication qui lui permet d'envoyer ou recevoir des messages. Ces opérations sont *send()* et *receive()*.

Les algorithmes distribués peuvent être synchrones ou asynchrones [163] :

- un algorithme synchrone distribué est un algorithme destiné à être exécuté sur un système distribué synchrone. Un tel système dépend d'une horloge globale externe et les processus exécutent collectivement une séquence de tours (chaque tour correspond à une valeur de l'horloge globale). Pendant un tour, un processus envoie des messages à ses voisins et reçoit des messages de ses voisins. La propriété fondamentale d'un système synchrone est qu'un message envoyé par un processus au cours d'un tour r est reçu par le processus de destination au cours du même tour. Par conséquent, quand un processus passe au tour $r+1$, il doit avoir reçu et traité tous les messages qui lui ont été envoyés au cours du tour r , et il sait que la même chose est vraie pour tous les autres processus. La figure 4.9(a) présente une illustration de l'exécution synchrone d'un algorithme distribué. Par exemple, pour passer du tour $r=1$ au tour $r=2$, le processus p_1 doit recevoir le message envoyé par le processus p_2 et le processus p_3 doit recevoir le message envoyé par le processus p_1 . Le même principe est pour le passage du tour $r=2$ au tour $r=3$: le passage d'un tour à un autre est conditionné par la réception des messages par les processus de destination.

- un algorithme asynchrone distribué est un algorithme destiné à être exécuté sur un système distribué asynchrone. Dans un tel système, il n'y a pas la notion du temps externe. C'est pour cela que les systèmes asynchrones sont parfois appelés systèmes sans temps (*time-free systems*). Dans un algorithme asynchrone, le déroulement d'un processus est assuré par son propre calcul et les messages qu'il reçoit. Lorsqu'un processus reçoit un message, il le traite et, selon son algorithme local, envoie des messages éventuellement à ses voisins. Un processus traite un seul message à la fois. Cela signifie que le traitement d'un message ne peut pas être interrompu par l'arrivée d'un autre message. Lorsqu'un message arrive, il est ajouté à la mémoire tampon d'entrée du processus de réception. Il sera traité après que tous les messages qui le précédent dans ce tampon soient traités. La figure 4.9(b) donne une illustration de l'exécution asynchrone d'un algorithme distribué. Contrairement aux algorithmes synchrones distribués, il n'y a pas la notion des tours dans les algorithmes asynchrones distribués.

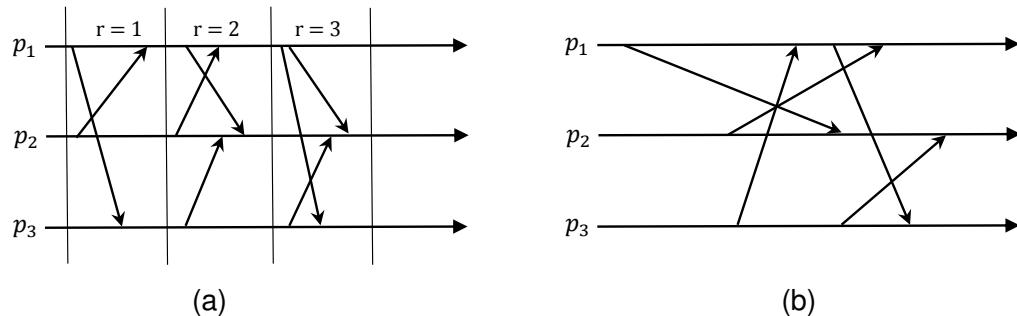


FIGURE 4.9 – Exécution synchrone et asynchrone d'un algorithme distribué : (a) exécution synchrone et (b) exécution asynchrone.

Lors de la résolution d'un problème dans un système synchrone/asynchrone, un processus est caractérisé par les paramètres d'entrée (qui sont liés au problème à résoudre) et la connaissance initiale de son environnement [163]. Cette connaissance concerne son identité, le nombre total n de processus, l'identité de ses voisins, la structure du graphe de communication, etc. À titre d'exemple, un processus p_j ne peut savoir que :

- les voisins auxquels il peut envoyer des messages et desquels il peut recevoir des messages ;
- son identité Id_j ;
- le fait que deux processus ne peuvent pas avoir la même identité ;
- le fait que l'ensemble des identités est totalement ordonné.

Nous proposons maintenant de voir comment cette partie logicielle distribuée peut être mise en œuvre pour le système de convoyage décrit précédemment (section 4.3). À cette fin, un simulateur distribué est développé. L'implémentation d'un algorithme distribué nous conduit ensuite à simuler le convoyage d'objets dans notre système.

4.5.2 Le simulateur *DiMEMS*

Les blocs constituant le système de convoyage distribué communiquent entre eux via les *blinky blocks* afin de remplir une mission commune qui est le transport d'un objet d'une source à une destination. Les *blinky blocks* peuvent communiquer entre eux uniquement s'ils sont reliés physiquement (grâce à des connecteurs magnétiques situés sur toutes leurs faces). Ainsi, un bloc ne peut communiquer uniquement qu'avec au plus quatre voisins en envoyant ou recevant des messages contenant des informations sur le RUL et le temps de transfert. Le but est d'avoir une information globale sur tout le convoyeur pour pouvoir prendre des décisions concernant le chemin à suivre. Chaque bloc dans le convoyeur est responsable de son propre fonctionnement. Cela signifie qu'il n'y a pas un bloc maître qui gère les autres (système distribué).

Le système de convoyage peut être représenté par un graphe non orienté pondéré. Un processus associé à chaque bloc consiste à définir le chemin optimal (en RUL ou en temps de transfert) pour transférer un objet sur sa surface en fonction des informations qu'il reçoit de ses voisins. Un bloc exécute l'algorithme de décision indépendamment du temps où il envoie des messages à ses voisins. Cela signifie qu'il n'y a pas une horloge globale et il n'y a pas la notion de tours dans notre système. C'est donc un système distribué asynchrone.

Nous avons ainsi adapté cette structuration pour développer le simulateur *DiMEMS* : système distribué asynchrone présenté par un graphe non orienté pondéré. La description du simulateur, le principe de communication entre les blocs dans ce simulateur, et l'algorithme distribué asynchrone exécuté par chaque bloc sont introduits ci-après. Le simulateur est disponible dans [188].

4.5.2.1 Description du simulateur

Le simulateur est écrit en langage *Java* et est *multithreaded*. Cela veut dire que les blocs exécutent l'algorithme de décision de manière parallèle. Chaque bloc dans le simulateur a une identité, b_k , et il connaît ses blocs voisins. Le nombre de voisins d'un bloc dépend de sa position dans la surface. S'il est dans le coin, il a 2 voisins. S'il est sur un côté, il a 3 voisins. Sinon, il a 4 voisins.

Un bloc b_k dispose d'une capacité d'évaluer son état de santé, calculer son RUL et calculer son temps de transfert dans les quatre directions possibles (d_1 , d_2 , d_3 et d_4). Initialement, chaque bloc stocke une matrice de la même taille que la surface de convoyage. Dans cette matrice, la cellule qui correspond au bloc de la surface contient les valeurs de RUL et de temps de transfert caractérisant le transfert d'objet dans les quatre directions. Les autres cellules contiennent des valeurs infinies ($+\infty$).

Pour décider le meilleur chemin en terme de RUL ou de temps de transfert, chaque bloc intègre un algorithme qui s'exécute de manière asynchrone. Cet algorithme se base sur l'algorithme de *Dijkstra* modifié (Algorithme 4), qui nécessite une matrice de RUL et de temps de transfert de toute la surface de convoyage. Cela signifie que chaque bloc doit communiquer à ses voisins les informations sur l'ensemble de la surface dont il a connaissance pour que tous les blocs puissent avoir les mêmes informations. De manière

asynchrone, les informations dans les blocs se mettent à jour.

Dans la suite, nous allons décrire le principe de communication entre les blocs. L'algorithme exécuté par chaque bloc sera ensuite présenté.

4.5.2.2 Communication entre les blocs

Comme nous l'avons mentionné précédemment, un bloc stocke initialement une matrice de la même taille que la surface de convoyage et qui contient dans un premier temps les valeurs de RUL et de temps de transfert de ce bloc. Les valeurs qui correspondent aux informations de tous les autres blocs étant à l'infini. Pour que tous les blocs obtiennent toutes les informations de la surface, chacun d'entre eux envoie sa matrice à ses voisins. Quand un voisin reçoit la matrice, il compare les valeurs dans cette matrice avec celles de sa matrice et stocke le minimum. La figure 4.10 illustre un exemple simple de communication entre les blocs d'une surface de convoyage composée de 4 blocs. Seule la récupération des valeurs de RUL entre les blocs b_1 et b_3 est illustrée pour faciliter la compréhension de l'exemple. Au début, les matrices initiales des blocs b_1 et b_3 contiennent uniquement les valeurs de RUL des quatre directions du bloc correspondant. Les autres cellules de la matrice contiennent des valeurs infinies (voir la partie 1 de la figure 4.10). Après la communication, les deux blocs mettent à jour leurs valeurs. Chacun des deux blocs remplace les valeurs infinies dans les cellules qui correspondent au bloc avec qui il a communiqué (partie 2). La même communication se répète entre tous les blocs pour que chacun d'entre eux puisse avoir une matrice contenant les valeurs de tous les blocs de la surface (partie 3). Une fois que tous les blocs ont la même matrice, le transfert des objets peut commencer.

Si un bloc b_k participe au transport d'un objet dans une direction d_i , le nombre de fois de transfert dans cette direction $N(k, i)$ augmente. Par conséquent, la valeur de sa dégradation $HI(k, i)$ change (équation 4.1), son RUL $R(k, i)$ diminue et son temps de transfert $T(k, i)$ augmente (il peut être aussi maintenu constant si nous utilisons un système de commande). Cette mise à jour des informations se fait grâce à un processus de mise à jour exécuté par le bloc. Pour que les blocs puissent toujours avoir une matrice mise à jour, ils continuent à envoyer leurs matrices à leurs voisins. Quand un voisin reçoit la matrice, il compare les valeurs dans cette matrice avec la sienne et stocke le RUL minimum puisque ce critère peut garder la même valeur ou diminuer et le temps de transfert le plus grand puisque ce critère peut garder la même valeur ou augmenter. Cette étape est appelée la « diffusion ». Le principe de cette étape est le même que dans l'exemple présenté sur la figure 4.10.

L'algorithme distribué exécuté par chaque bloc et permettant de décider le meilleur chemin est présenté ci-après. Il se base sur l'algorithme de *Dijkstra* modifié et la communication entre les blocs.

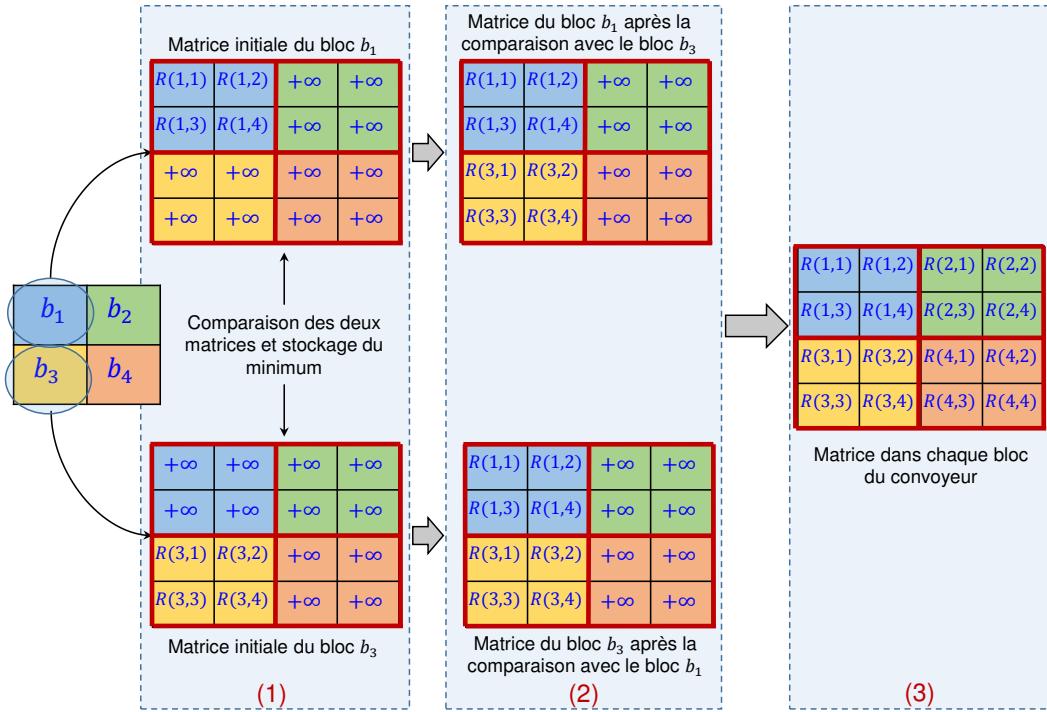


FIGURE 4.10 – Exemple de récupération de valeurs par les blocs dans une surface composée par 4 blocs.

4.5.2.3 Algorithme distribué

Une fois que la simulation est lancée, les blocs exécutent de façon asynchrone l'algorithme 5 (figure 4.11). Si le bloc détecte la présence d'un objet sur sa surface supérieure, il exécute l'algorithme de *Dijkstra* modifié en utilisant la matrice stockée dans le bloc et en considérant que le bloc actuel correspond à la source. Il transfère ensuite l'objet au bloc prochain selon le résultat qu'il trouve. Par conséquent, le processus de mise à jour est exécuté. Sa matrice étant mise à jour, il la diffuse en l'envoyant à ses voisins. Si un bloc ne détecte pas d'objet, il continue à envoyer sa matrice à ses voisins (diffusion). La figure 4.12 montre les étapes effectuées par chaque bloc (avec et sans objet). Nous supposons que le temps de transfert est largement supérieur au temps d'exécution de l'algorithme, au temps de diffusion et au temps de la mise à jour des valeurs. Les blocs ont ainsi toujours une matrice qui est à jour.

Lorsque l'objet atteint le bloc destination, il sort du convoyeur. Pendant ce temps, la matrice mise à jour se propage aux autres blocs. L'échange d'informations est beaucoup plus rapide que le mouvement de l'objet, donc la source reçoit la matrice mise à jour avant que l'objet ne sorte complètement du convoyeur.

Les blocs exécutent l'algorithme indépendamment des messages qu'ils envoient. L'algorithme prend en compte uniquement le contenu du bloc. Il n'y a donc pas d'horloge globale et il n'y a pas de bloc maître qui gère tous les autres blocs, d'où le caractère

Algorithme 5 Algorithme exécuté de façon asynchrone par chaque bloc.

- 1: **si** l'objet est sur le bloc **alors**
 - 2: exécuter l'algorithme de *Dijkstra* modifié {l'algorithme considère que le bloc actuel est la source}
 - 3: envoyer l'objet au bloc suivant selon le résultat de *Dijkstra* modifié
 - 4: changer sa dégradation
 - 5: mettre à jour sa matrice en changeant ses valeurs (RUL et temps de transfert) de sa propre cellule
 - 6: **fin si**
 - 7: envoyer sa matrice à ses quatre voisins {le bloc suivant a toujours la matrice mise à jour}
-

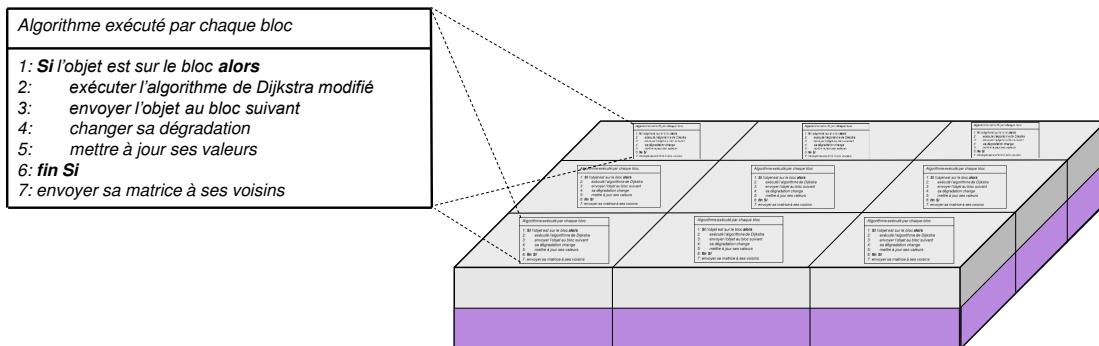


FIGURE 4.11 – Fonctionnement distribué de la surface de convoyage.

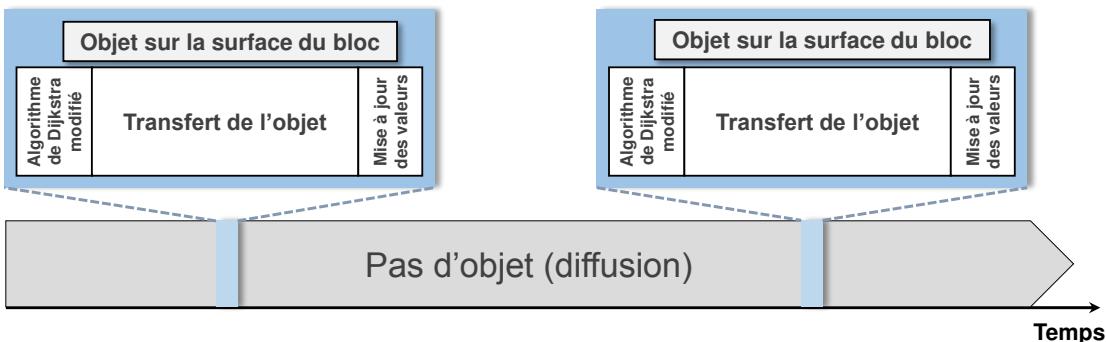


FIGURE 4.12 – Étapes effectuées par chaque bloc.

distribué asynchrone de notre algorithme.

Pour tester le fonctionnement du simulateur *DiMEMS*, nous proposons de réaliser une première mise en œuvre. Pour ce faire, nous considérons un modèle basique pour les calculs de RUL et de temps de transfert. Les détails de cette première mise en œuvre ainsi que les premiers résultats obtenus sont présentés ci-après.

4.6 Première mise en œuvre et résultats de simulation

L'objectif de cette section est de tester le fonctionnement du simulateur et d'avoir une première série de résultats. À ce niveau, le pronostic n'est pas considéré, il s'agit simplement de compter le nombre de cycles réalisés dans chaque direction. Par ailleurs, les données sont générées de manière aléatoires. Les premiers résultats de simulation sont ensuite présentés et analysés.

4.6.1 Premier modèle basique considéré

Pour cette première mise en œuvre, nous avons considéré le modèle suivant pour caractériser les blocs :

- *le modèle de dégradation :*

$$HI(k, i) = E(N(k, i)) = 0.01 \times N(k, i) \quad (4.7)$$

- *la valeur du RUL* $R(k, i) \in [1, 100]$:

$$R(k, i) = F(HI(k, i)) = (1 - HI(k, i)) \times 100 \quad (4.8)$$

Ce modèle implique qu'un nouveau bloc peut transférer 100 objets dans chaque direction. Cela signifie qu'il peut réaliser 100 cycles dans chaque direction lorsque $R(k, i) = 100$ cycles.

- *le temps de transfert de l'objet* $T(k, i) \in [1, 11]$: nous supposons que nous n'avons pas un système de commande et que le temps de transfert est variable.

$$T(k, i) = G(HI(k, i)) = 1 + HI(k, i) \times 10 \quad (4.9)$$

Ce modèle implique que le temps de transfert d'un nouveau bloc dans chaque direction est égale à une unité de temps (*u.t.*), $T(k, i) = 1$ *u.t.* Lorsque le système se dégrade, le temps de transfert augmente de façon linéaire pour atteindre 11 *u.t.* avant sa défaillance.

Nous avons intégré ce modèle dans le simulateur *DiMEMS* pour tester son fonctionnement et commencer à avoir les premiers résultats.

4.6.2 Simulations réalisées et données générées

La simulation consiste, pour une surface donnée de dimension $h * l$, à transférer des objets à partir d'une ou plusieurs sources vers une destination donnée. Les sources et les destinations se situent sur des cotés opposés de la surface. Une fois que le simulateur lancé, il réalise les opérations suivantes :

- il permet à l'utilisateur de choisir les dimensions de la surface de convoyage, le nombre d'objets à introduire dans le convoyeur, la position de la ou les sources et le critère principal (RUL ou temps de transfert) ;
- il génère une surface avec des valeurs aléatoires pour considérer des blocs dont le nombre de cycles initial n'est pas égal à 0 ;

- il permet d'introduire les objets l'un après l'autre. L'entrée sur la surface ne se fait que lorsque le précédent est sorti. Il n'y a donc qu'un seul objet à la fois sur la surface ;
- il s'arrête lorsqu'il n'existe plus de chemin reliant la source à la destination.

Les simulations prendront en compte des surfaces de 5 dimensions différentes ($4 * 5$, $8 * 8$, $10 * 20$, $10 * 10$ et $12 * 9$) :

- pour chaque dimension, 30 simulations ont été effectuées en utilisant 5 jeux de données différents ;
- pour chaque jeu de données, 3 types de simulation ont été fait en modifiant le nombre de sources (blocs) à travers lesquelles les objets entrent sur la surface (1 source, 2 sources et plusieurs sources) ;
- pour chaque type de simulation, deux simulations différentes ont été réalisées en changeant le critère principal à optimiser (le RUL ou le temps de transfert).

Au total, nous avons réalisé 150 simulations différentes. Le tableau 4.2 résume les différentes simulations réalisées. Par exemple, la dimension $4 * 5$ correspond à une surface de convoyage de 4 lignes et 5 colonnes composée de 20 blocs. Pour cette dimension, nous avons fait des simulations avec 5 jeux de données différents. Pour chaque jeu de données nous avons effectué 3 types de simulation en changeant le nombre de sources. Pour chaque nombre de sources, nous avons fait deux simulations en optimisant à chaque fois un critère principal. Au total, 30 simulations ont été effectuées avec cette dimension.

TABLE 4.2 – Tableau résumant les différentes simulations réalisées.

Dimensions $h * l$	$4 * 5, 8 * 8, 10 * 20, 10 * 10$ et $12 * 9$
Nombre de jeux de données	5 jeux de données
Nombre de sources	1 source, 2 source et plusieurs sources
Critère principal optimisé	RUL et temps de transfert

Pour toutes les simulations, les données sont générées de manière aléatoire. Les valeurs de RUL sont comprises entre 1 et 100 cycles et les valeurs de temps de transfert sont comprises entre 1 et 11 *u.t.* Au cours d'une simulation, les valeurs d'un bloc changent en fonction du nombre de fois qu'il a transféré un objet dans une des directions (équations 4.7, 4.8 et 4.9). Le RUL et le temps de transfert, qui sont les deux critères à optimiser, changent ainsi de manière dynamique au cours de la simulation.

L'objectif est de maximiser la durée de vie de la surface de convoyage et d'optimiser sa performance, nous avons utilisé les résultats des différentes simulations pour :

- chercher avec quel critère principal nous obtenons les meilleurs résultats ;
- étudier l'évolution du chemin optimal pour montrer l'importance de la décision ;
- chercher les positions et le nombre optimal des blocs à utiliser comme sources.

Les résultats obtenus des différentes simulations ont permis de tirer les mêmes conclusions. Il est difficile de présenter les résultats de toutes les simulations. Ainsi, nous proposons de présenter uniquement les résultats de la simulation réalisée avec une surface rectangulaire de dimension $4 * 5$ (20 blocs) et avec un seul jeu de données. Cette surface

est présentée sous forme d'un graphe non orienté pondéré sur la figure 4.13. Les poids des arêtes du graphe correspondent aux valeurs aléatoires de RUL (à gauche) et de temps de transfert (à droite). Les résultats présentés dans la suite ont été publiés dans [177].

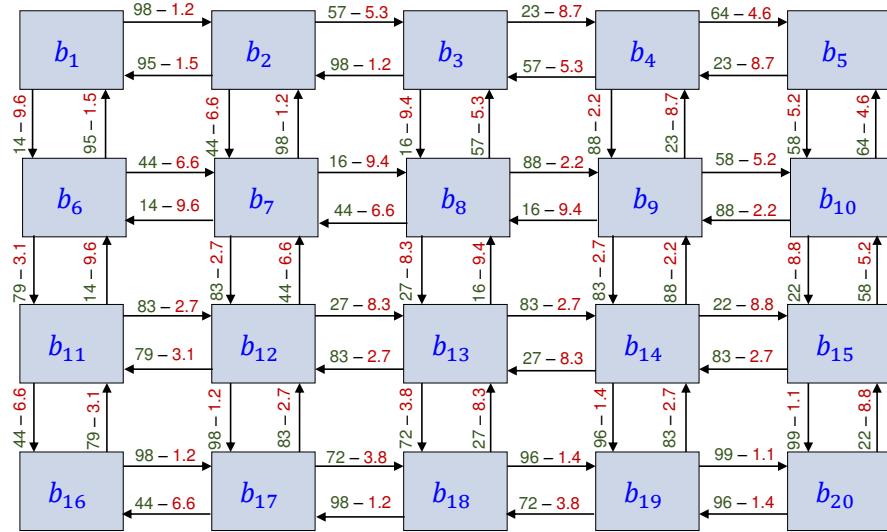


FIGURE 4.13 – Surface initiale de dimension $4 * 5$ présentée sous forme d'un graphe non orienté pondéré.

4.6.3 Quel critère principal optimiser ?

Comme nous l'avons mentionné précédemment, deux critères doivent être optimisés et un d'entre eux doit être considéré comme critère principal. Nous avons ainsi fait deux types de simulation en changeant le critère principal. Pour comparer les résultats des deux types de simulation, nous avons tracé l'évolution du temps de transfert et du RUL du chemin en fonction du nombre d'objets transportés pour les deux simulations avec les mêmes conditions initiales (surface de la figure 4.13). Les figures 4.14 et 4.15 montrent que les deux critères ne conduisent pas aux mêmes résultats. Pour le même nombre d'objets transportés, nous avons presque les mêmes valeurs de temps de transfert quel que soit le critère principal. En revanche, nous avons de plus grandes valeurs de RUL du chemin si nous utilisons le RUL comme critère principal (figure 4.15). Nous pouvons alors conclure que l'optimisation du RUL comme critère principal, en le comparant avec l'optimisation du temps de transfert, permet de maximiser la durée de vie du convoi.

Dans la suite, nous allons donc utiliser uniquement les résultats obtenus avec le RUL comme critère principal pour étudier l'évolution du chemin optimal. Le temps de transfert est optimisé quand il y a plusieurs chemins avec la même valeur de RUL afin de prendre le chemin le plus rapide (algorithme de Dijkstra modifié).

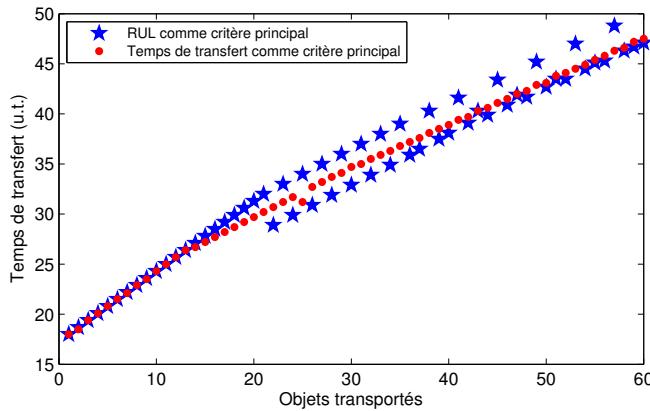


FIGURE 4.14 – Temps de transfert de l’objet de la source à la destination en fonction de nombre d’objets transportés en changeant le critère principal.

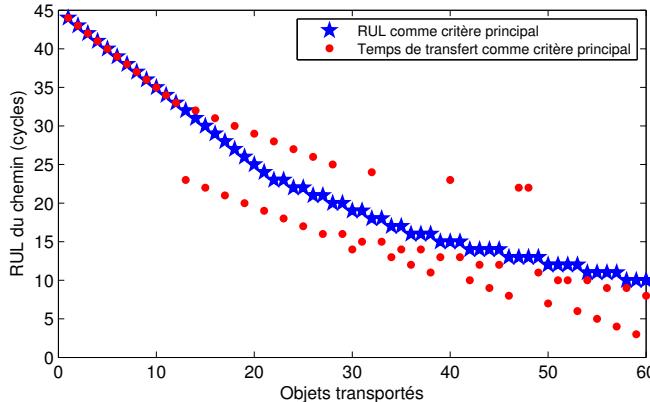


FIGURE 4.15 – RUL du chemin en fonction de nombre d’objets transportés en changeant le critère principal.

4.6.4 Évolution du chemin optimal

Afin d’étudier l’évolution du chemin optimal en fonction de la variation du RUL et du temps de transfert, trois types de simulation sont considérés : 1) une source, 2) deux sources et 3) plusieurs sources. Pour toutes les simulations, le RUL est considéré comme critère principal et une seule destination est utilisée (le bloc b_{20}). Les résultats présentés ici sont aussi obtenus avec la surface présentée sur la figure 4.13.

Le premier type de simulation (**une source**) consiste à transférer des objets à partir de la source b_1 vers la destination b_{20} . Sur la figure 4.16, les flèches indiquent les chemins pris par les objets. L’épaisseur des flèches est proportionnelle au nombre de fois que le chemin est pris. Le premier objet prend le chemin indiqué sur la figure 4.16(a). Ce chemin a une valeur du RUL égale à 44 cycles (la direction d_4 a le RUL minimum sur le chemin,

$R(2, 4) = 44$ cycles) et une valeur de temps de transfert de 18 *u.t.* (l'objet met 18 *u.t.* pour atteindre la destination). Les 20 prochains objets ont pris le même chemin.

Pour le 22^e objet, un deuxième chemin indiqué sur la figure 4.16(b) est pris (la flèche en pointillés indique le chemin précédent pris 21 fois consécutives). Ceci est expliqué par le fait que la direction d_4 est utilisée 21 fois et, par conséquent, la valeur de son RUL diminue jusqu'à 23 cycles et le temps de transfert du chemin augmente jusqu'à 32 *u.t..* Le deuxième chemin a la même valeur du RUL (23 cycles) mais un temps de transfert du chemin plus faible (28 *u.t.*).

Ensuite, les chemins oscillent 7 fois entre le premier et le deuxième chemins. Le 36^e objet prend un troisième chemin optimal en RUL indiqué sur la figures 4.16(c) et qui oscille 2 fois avec les deux premiers chemins. La même chose pour les autres objets, une fois qu'un nouveau chemin trouvé, il oscille avec les anciens.

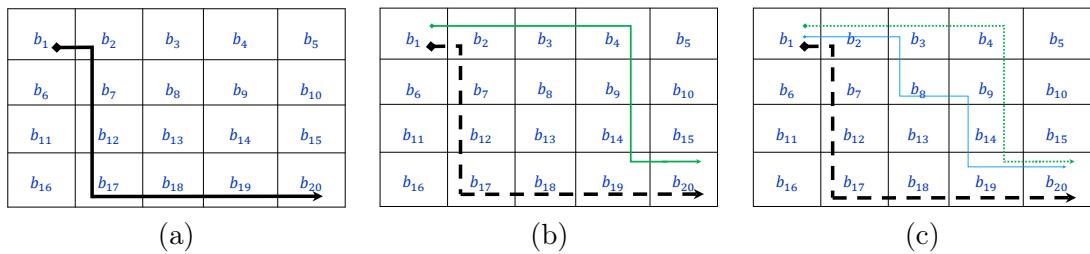


FIGURE 4.16 – Évolution du chemin optimal en RUL pour une source.

Pour le deuxième type de simulation (**deux sources**) nous alternons le transfert des objets à travers les deux sources b_1 et b_{16} . La figure 4.17 montre tous les chemins optimaux pris par les différents objets. Contrairement à la simulation précédente, les chemins optimaux oscillent plus ou moins aléatoirement parce que les blocs sont utilisés par plusieurs objets venant de deux différentes sources.

Le troisième type de simulation (**plusieurs sources**) consiste à alterner le transfert des objets à travers tous les blocs du côté gauche de la surface de convoyage (les blocs b_1 , b_6 , b_{11} et b_{16}). La figure 4.18 montre les résultats de cette simulation.

Les résultats que nous venons de présenter montrent que le chemin optimal change en fonction de l'état de santé de la surface de convoyage. Cela conduit à montrer l'importance de l'algorithme de décision qui permet d'éviter les blocs avec les RUL les plus faibles et donc de maximiser la durée de vie du convoyeur. Nous avons aussi remarqué que la position et le nombre de sources influent sur l'évolution du chemin optimal. Pour cela, dans la suite, nous allons étudier les résultats obtenus pour trouver comment utiliser le convoyeur afin d'optimiser son utilisation.

4.6.5 Position et nombre optimal de sources

Cette dernière analyse porte sur l'optimisation de l'utilisation de la surface de convoyage. L'idée est de trouver la position et le nombre optimal de sources à travers lesquelles nous faisons entrer les objets. Pour ce faire, les résultats des trois simulations précédentes sont utilisés. Nous avons tracé l'évolution du temps total de transfert en fonction du nombre

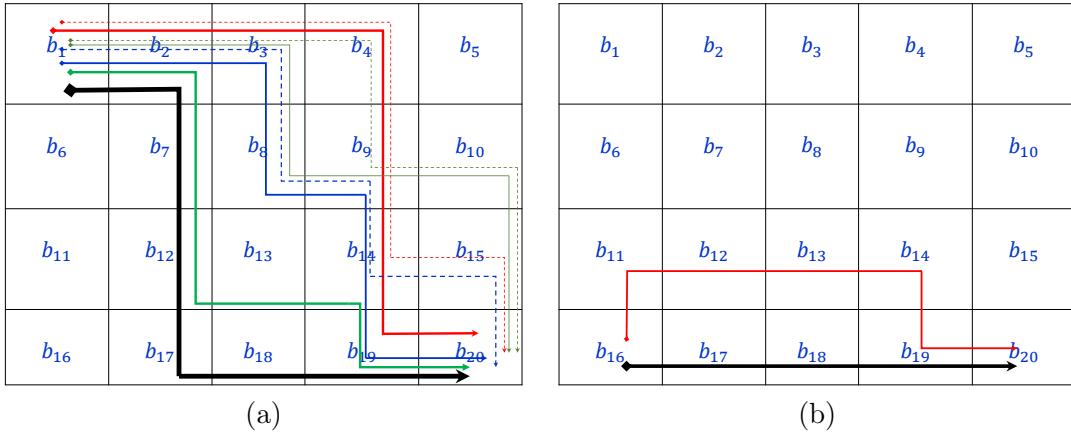


FIGURE 4.17 – Évolution du chemin optimal en RUL pour deux sources : (a) les chemins pris quand les objets entrent par la source b_1 et (b) quand les objets entrent par la source b_{16} .

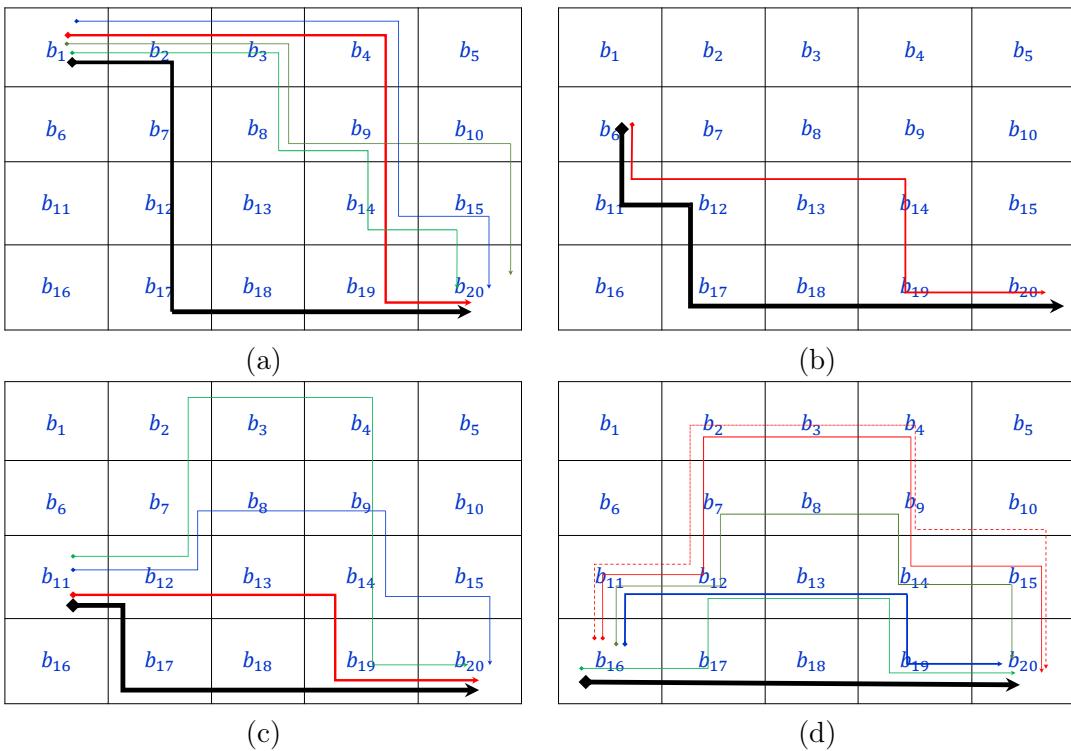


FIGURE 4.18 – Évolution du chemin optimal pour plusieurs sources : (a)–(d) présentent tous les chemins pris pour toutes les sources.

d'objets transportés (figure 4.19). Ce temps mesure la vitesse de transport de la surface. Nous constatons que le temps de transfert est supérieur lorsqu'on utilise une seule source.

La raison est que la source b_1 est à distance de 7 blocs de la destination alors que pour deux ou quatre sources, la source b_{16} est parfois utilisée (plus proche de la destination : 4 blocs).

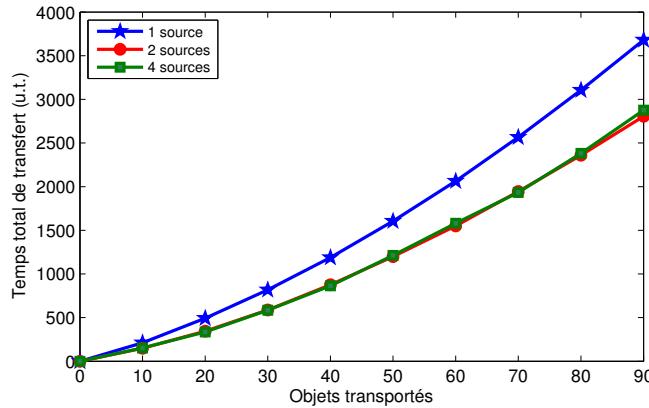


FIGURE 4.19 – Temps de transfert total en fonction du nombre d'objets transportés pour les trois simulations.

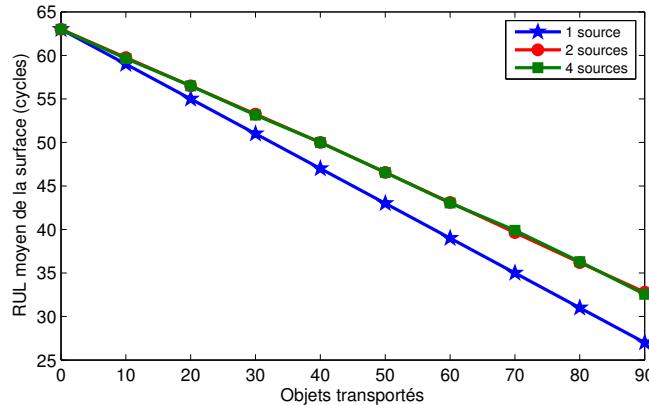


FIGURE 4.20 – RUL moyen de la surface en fonction du nombre d'objets transportés pour les trois simulations.

Nous avons aussi tracé l'évolution du RUL moyen de la surface en fonction du nombre d'objets transportés (figure 4.20). Cette valeur mesure la dégradation (l'état de santé) de la surface : plus le RUL moyen est faible, plus la surface est dégradée. Nous remarquons que le RUL moyen de la surface est plus petit lorsque les objets entrent seulement par la source b_1 . La raison est la même que précédemment : la source b_1 est plus loin que les autres sources.

Il est évident que les blocs sources et le bloc de destination sont les blocs limitant de notre système. Ce sont les blocs qui se dégradent le plus par rapport aux autres et c'est à cause d'eux que nous sommes contraints d'arrêter le système dans beaucoup de cas.

Le tableau 4.3 montre les valeurs de RUL et de temps de transfert pour les blocs sources au début et à la fin des simulations. Il montre que plus nous utilisons de sources, moins nous les dégradons.

TABLE 4.3 – Tableau résumant les valeurs de RUL et de temps de transfert des sources au début et à la fin des trois simulations.

	$R(k, i) - T(k, i)$	Au début de la simulation	À la fin de la simulation
1 source	$R(1, 3) - T(1, 3)$	98 - 1.2	20 - 9
	$R(1, 4) - T(1, 4)$	14 - 9.6	1 - 10.9
2 sources	$R(1, 3) - T(1, 3)$	98 - 1.2	53 - 5.7
	$R(1, 4) - T(1, 4)$	14 - 9.6	14 - 9.6
	$R(16, 2) - T(16, 2)$	79 - 3.1	69 - 4.1
	$R(16, 3) - T(16, 3)$	98 - 1.2	38 - 7.2
4 sources	$R(1, 3) - T(1, 3)$	98 - 1.2	70 - 4
	$R(1, 4) - T(1, 4)$	14 - 9.6	14 - 9.6
	$R(6, 2) - T(6, 2)$	95 - 1.5	95 - 1.5
	$R(6, 3) - T(6, 3)$	44 - 6.6	44 - 6.6
	$R(6, 4) - T(6, 4)$	79 - 3.1	65 - 4.5
	$R(11, 2) - T(11, 2)$	14 - 9.6	14 - 9.6
	$R(11, 3) - T(11, 3)$	83 - 2.7	40 - 7
	$R(11, 4) - T(11, 4)$	44 - 6.6	44 - 6.6
	$R(16, 2) - T(16, 2)$	79 - 3.1	75 - 3.5
	$R(16, 3) - T(16, 3)$	98 - 1.2	77 - 3.3

Le modèle simpliste utilisé nous a permis de montrer que notre simulateur fonctionne et de réaliser les premières simulations. Les résultats de ces simulations étaient prévisibles. En effet, il est évident que si on part d'un bloc à un autre, c'est principalement ces deux blocs qui s'user le plus. Par contre, les simulations ont montré qu'il est préférable d'optimiser le RUL comme critère principal afin de maximiser la durée de vie du convoyeur.

À ce niveau, nous avons utilisé une seule destination pour toutes les simulations. Cela a conduit à une dégradation rapide du bloc destination, d'où l'arrêt du système. Dans le prochain chapitre, afin d'optimiser l'utilisation du convoyeur, nous modifierons l'algorithme de décision pour utiliser de manière intelligente les blocs sources et destinations.

4.7 Conclusion

La décision post-pronostic, au sein de laquelle se positionne la deuxième problématique de nos travaux de recherche, a été définie au début de ce chapitre. Les différents types de décision au sein du processus PHM ainsi que leurs principales mises en œuvre dans la littérature ont été aussi présentés. Nous avons ensuite proposé une stratégie de décision post-pronostic dans les systèmes modulaires distribués. Le système que nous avons considéré pour implémenter cette stratégie est un convoyeur à base de MEMS distribués. Ce convoyeur est composé d'une matrice de blocs autonomes, appelés *smart blocks*. Sa mission consiste à transporter des objets fragiles et des micro-objets par levitation pneumatique afin d'éviter leur contamination ou leur dégradation. L'objectif est de maximiser la durée de vie du convoyeur et de conserver une qualité de service le plus longtemps possible. Pour ce faire, nous avons développé un algorithme permettant de trouver le meilleur chemin en optimisant deux critères caractérisant l'état de santé des blocs, qui sont le RUL et le temps de transfert. Cet algorithme est une modification de l'algorithme de *Dijkstra*. Afin de mettre en œuvre la stratégie et l'algorithme de décision au niveau de notre système distribué, nous avons développé le simulateur *DiMEMS*. Ce dernier intègre un algorithme de décision distribué qui se base sur l'algorithme de *Dijkstra* modifié et la communication entre les *smart blocks*. À la fin de ce chapitre, une première mise en œuvre a permis de tester le bon fonctionnement de notre simulateur.

Cependant, la mise en œuvre a été faite avec un modèle assez basique et des données aléatoires. De plus, le pronostic n'a pas été considéré dans ce chapitre. Pour cela, dans le prochain chapitre nous allons passer à une phase pratique en introduisant des données réelles dans le simulateur.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons tout d'abord la conception et la fabrication d'un prototype de *smart block* et la valve MEMS utilisée pour contrôler le flux d'air. Ensuite, nous appliquerons l'approche de pronostic proposée dans le chapitre 3 sur cette valve MEMS : de la mise en place de la plateforme expérimentale pour l'acquisition de mesures à l'estimation du RUL. A la fin du chapitre, le modèle de dégradation et les résultats du pronostic obtenus seront intégrés dans le simulateur pour simuler la prise de décision en ligne dans le convoyeur. Ainsi, une mise en œuvre d'un cycle complet de PHM sera présentée dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Application et résultats

Sommaire

5.1	Introduction	116
5.2	Convoyeur à base de MEMS distribués	116
5.2.1	La valve MEMS	117
5.2.2	Le smart block	120
5.2.3	Le système de convoyage	122
5.3	Mise en œuvre de l'approche de pronostic	124
5.3.1	Modélisation physique du MEMS	125
5.3.2	Plateforme expérimentale de PHM des MEMS	127
5.3.2.1	La partie physique	128
5.3.2.2	La partie logicielle	130
5.3.3	Tests de vieillissement accéléré	130
5.3.4	Acquisition des données	133
5.3.4.1	Identification des paramètres	133
5.3.4.2	Campagnes de test et résultats	135
5.3.5	Modèle de dégradation	141
5.3.6	Pronostic à base du filtre particulaire SIR	143
5.3.6.1	Paramétrage du filtre	143
5.3.6.2	Estimation du RUL	144
5.4	Décision post-pronostic	147
5.4.1	Mise en œuvre dans le simulateur DiMEMS	147
5.4.1.1	Génération des données	149
5.4.1.2	Scénarios de simulation	150
5.4.2	Résultats	152
5.5	Conclusion	154

5.1 Introduction

DANS les deux premiers chapitres de cette thèse, nous avons présenté une étude bibliographique sur le PHM et les MEMS. Cette étude nous a permis de montrer l'intérêt de travailler sur le PHM des dispositifs MEMS plutôt que sur leur fiabilité prédictive. En s'appuyant sur les connaissances acquises dans les deux domaines, PHM et MEMS, nous avons proposé dans le troisième chapitre une approche de pronostic hybride pour les MEMS. Nous avons aussi proposé d'utiliser le filtre particulaire *SIR* comme outil de pronostic dans cette approche. Dans le quatrième chapitre, nous avons proposé une stratégie de décision post-pronostic dans les systèmes modulaires distribués. Cette approche a été mise en œuvre dans un système à base de MEMS distribués.

Dans ce dernier chapitre, nous visons à appliquer l'approche de pronostic hybride ainsi que la stratégie de décision post-pronostic sur un système physique réel. L'objectif est de mettre en œuvre un cycle complet de PHM allant de l'acquisition des données à l'estimation de la durée de vie résiduelle (RUL) jusqu'à la décision post-pronostic. Le système réel que nous considérons est celui d'un convoyeur d'objets sans contact à base de MEMS distribués.

Nous commençons ce chapitre par la présentation d'une valve MEMS que nous avons utilisé comme actionneur dans le convoyeur et d'un *smart block* que nous avons conçu et fabriqué. Ensuite, toutes les étapes de l'approche de pronostic proposée sont appliquées sur la valve MEMS qui apparaît comme le composant critique dans le système de convoyage. La plateforme expérimentale que nous avons mise en place pour acquérir les données est présentée et ses différentes parties sont détaillées. Les résultats expérimentaux ont permis de définir un modèle de dégradation générique de la valve MEMS. Ce modèle est utilisé par un algorithme de type filtre particulaire *SIR* avec les données pour évaluer l'état de santé du MEMS et estimer son RUL. Enfin, pour mettre en œuvre la stratégie de décision post-pronostic dans le convoyeur, les résultats de pronostic sont intégrés dans le simulateur *DiMEMS*. Les résultats de la prise de décision pour le convoyeur sont présentés à la fin de ce chapitre.

5.2 Convoyeur à base de MEMS distribués

De nombreuses industries requièrent le transport sans contact notamment pour des objets fragiles ou propres comme les semi-conducteurs, les fines feuilles de verre, les cellules solaires, les produits pharmaceutiques et alimentaires, etc. Le transport de certains composants, qu'ils soient fraîchement peints, chauds, sensibles ou micro-structurés est ainsi faisable par un convoyeur utilisant la technologie de lévitation pneumatique. Ce type de convoyage utilise un flux d'air pour éviter le contact mécanique avec les objets transportés. En outre, le transport par lévitation pneumatique permet de supprimer les forces de frottement afin de garantir un transport fiable et à vitesse élevée.

Un premier convoyeur a été conçu dans le cadre d'un projet nommé « SmartBlocks » [179] pour transporter les objets fragiles sans contact. Nous rappelons que ce projet a été mené au sein de notre laboratoire avec la participation de deux autres laboratoires, à savoir le *LAAS* à Toulouse en France et le *LIMMS* à Tokyo au Japon. La figure 5.1 présente un prototype du convoyeur développé. Il est composé d'une matrice de *smart blocks* utilisant des électrovannes pour contrôler le flux d'air.

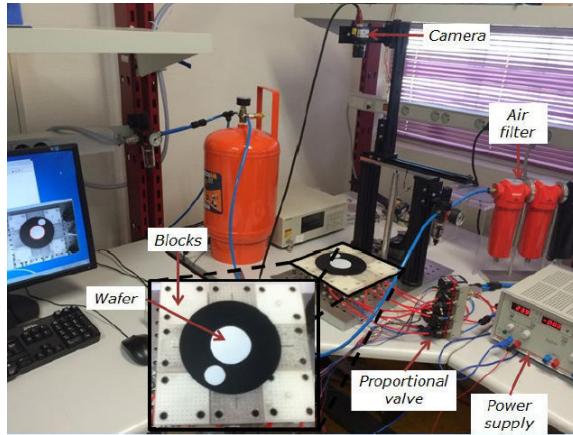


FIGURE 5.1 – Prototype du convoyeur développé dans le cadre du projet « SmartBlocks » - département AS2M - FEMTO-ST [37].

Le convoyeur proposé dans le projet « SmartBlocks » utilise des électrovannes de grande taille dans des blocs qui sont aussi de grande taille. Cette structuration a conduit à un contrôle d'air non précis et des fuites d'air entre les *smart blocks*. L'une des solutions pour résoudre ces problèmes est de miniaturiser les *smart blocks*. Pour ce faire, nous proposons d'utiliser des actionneurs de type MEMS capables de contrôler le flux d'air. Nous avons ainsi cherché à définir les caractéristiques du MEMS qui peuvent répondre à notre besoin et nous avons trouvé une valve MEMS chez la compagnie américaine *DunAn Microstaq, Inc. (DMQ)* [136].

Le convoyeur que nous proposons est similaire à celui proposé dans le projet « SmartBlocks ». Dans notre convoyeur, nous avons miniaturisé les blocs en utilisant des valves MEMS pour contrôler le flux d'air. Nous avons aussi ajouté aux blocs la capacité d'évaluer leur état de santé, d'estimer leur RUL et de communiquer avec les blocs voisins.

Dans les sous-sections suivantes, nous décrivons le convoyeur en le divisant en trois niveaux : 1) la valve MEMS, 2) le *smart block* et 3) le système de convoyage.

5.2.1 La valve MEMS

Plusieurs fabricants de MEMS ont été contactés avant de trouver une valve MEMS qui nous convient. C'est une valve à actionnement électrothermique de la compagnie américaine DunAn Microstaq, Inc. (DMQ). Des tests ont été faits sur des échantillons avant de valider ce choix et d'utiliser ce MEMS.

La valve MEMS, présentée sur la figure 5.2, est conçue pour contrôler la pression de fluide avec une grande précision et un temps de réponse ultra-rapide, d'environ 50 ms. Elle est actuellement utilisée dans différentes applications telles que la climatisation, la réfrigération, le contrôle hydraulique et le contrôle du flux d'air. Elle est réalisée avec des technologies de micro-fabrication et composée de trois couches de silicium collées par fusion. La figure 5.3 présente une vue éclatée de la valve MEMS montrant ses trois couches de silicium. La couche centrale contient une membrane mobile et un actionneur électrothermique en *chevron*. Les deux autres couches sont pour les connexions électriques et les orifices de raccordement de fluide : *common port*, *normally closed* et *normally open*.

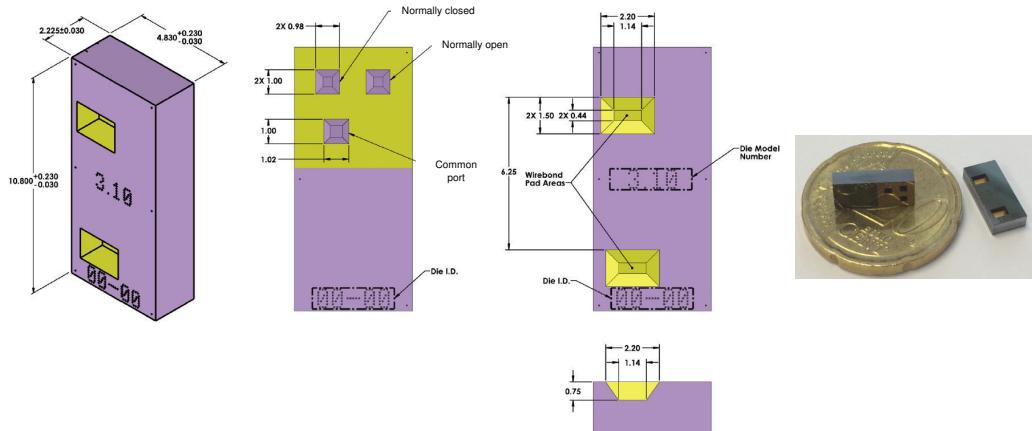


FIGURE 5.2 – Valve MEMS à actionnement électrothermique conçue par la compagnie DunAn Microstaq [136] (les dimensions sont en millimètres).

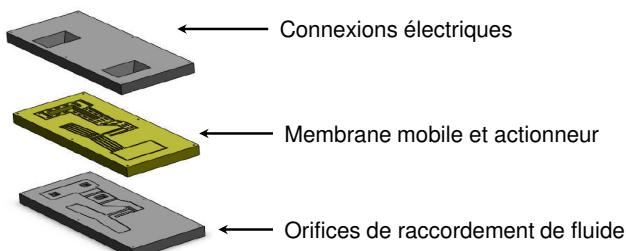


FIGURE 5.3 – Vue éclatée de la valve MEMS montrant ses trois couches de silicium.

En appliquant une tension à la valve, l'actionneur électrothermique présent sur la couche centrale pousse la membrane. Cette dernière est visible à travers les orifices de raccordement de fluide. Elle est mobile au niveau des ports *normally closed* et *normally open* et fixe au niveau du *common port*. Le déplacement de la membrane, qui dépend de la tension appliquée, permet d'ouvrir (au niveau de *normally closed*) ou de fermer (au niveau de *normally open*) les sorties d'air. Sur les figures 5.4 et 5.5, nous illustrons le déplacement de la membrane respectivement à travers les ports *normally closed* et *normally open* à différentes valeurs de tension. La tension maximale que nous pouvons

appliquer à la valve MEMS est égale à 12 V. À 0 V la sortie d'air est fermée au niveau du port *normally closed* et ouverte au niveau du port *normally open*. En augmentant la tension d'entrée, la sortie d'air commence à s'ouvrir au niveau du *normally closed* et à se fermer au niveau du *normally open*. La figure 5.6 montre l'évolution du déplacement de la membrane en fonction de la tension d'entrée (de 0 à 12 V). La pression d'air dépend ainsi du déplacement de la membrane. Plus le déplacement est élevé plus la pression d'air à la sortie *normally closed* est élevée (l'inverse est pour la sortie d'air *normally open*).

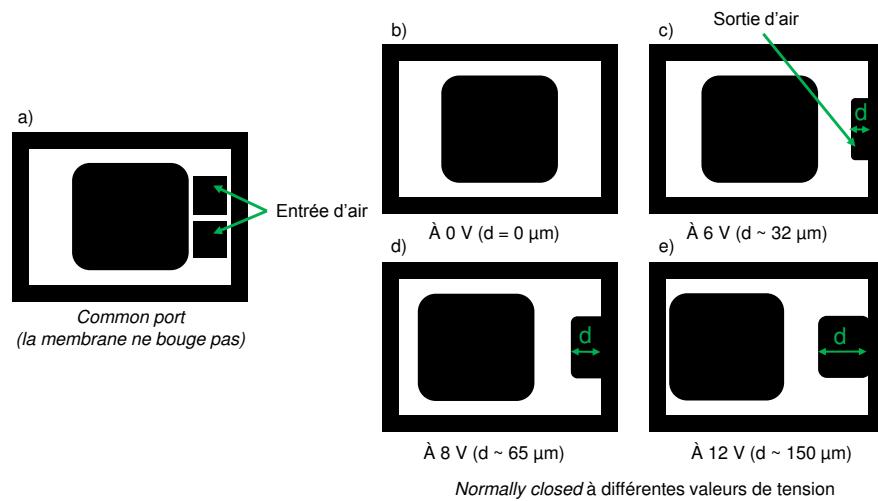


FIGURE 5.4 – Schéma illustrant le déplacement de la membrane (en blanc) à travers le port *normally closed* à différentes valeurs de tension.

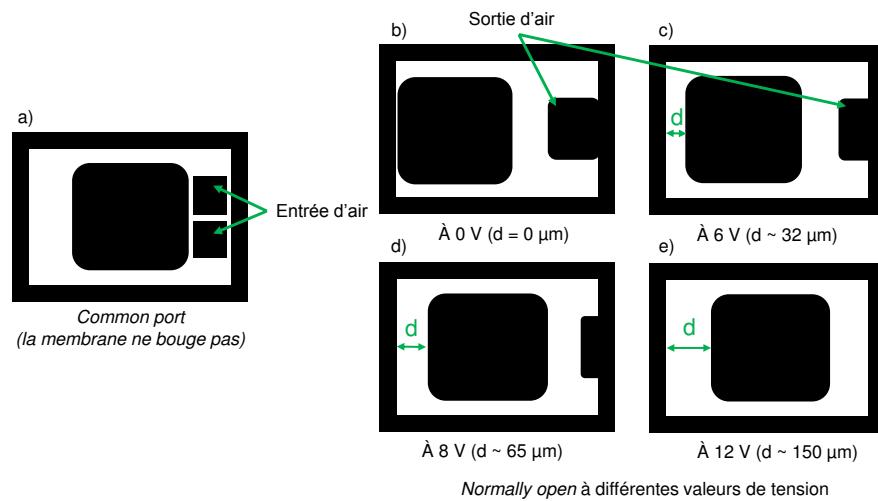


FIGURE 5.5 – Schéma illustrant le déplacement de la membrane (en blanc) à travers le port *normally open* à différentes valeurs de tension.

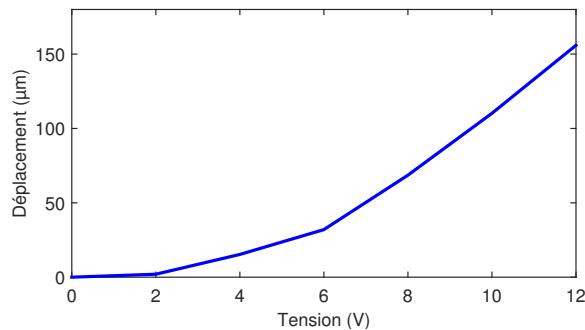


FIGURE 5.6 – Déplacement de la membrane de la valve en fonction de la tension d’entrée.

D’autres caractéristiques de la valve MEMS telles que la puissance maximale, le poids, le nombre de cycles (ouverture et fermeture) maximal et la pression maximale sont présentées sur le tableau 5.1. Ces données sont extraites de la fiche technique de la valve disponible sur le site web du fabricant.

TABLE 5.1 – Caractéristiques de la valve MEMS.

Tension (V)	de 0 à 12
Puissance maximale (W)	10 ± 1
Puissance nominale de fonctionnement (W)	5 ± 1
Poids (gram)	0.24
Temps de réponse (ms)	50
Nombre de cycles maximal	8 millions
Pression maximale (psi)	500

La valve MEMS présentée ci-dessus peut ainsi être utilisée comme actionneur pour contrôler le flux d’air dans le *smart block*. Les caractéristiques de ce dernier sont décrites ci-après.

5.2.2 Le smart block

Dans le cadre du projet « SmartBlocks », une électrovanne a été utilisée dans chaque *smart block* pour contrôler le flux d’air. En revanche, cette électrovanne occupe beaucoup de place et cause des fuites d’air dues à sa taille. En outre, l’utilisation d’une seule électrovanne ne permet pas un contrôle précis du flux d’air dans les quatre directions. Dans le but de miniaturiser le *smart block*, nous avons conçu un nouveau type de *smart block* en utilisant la valve MEMS comme actionneur pour contrôler le flux d’air.

Dans le cadre d’une collaboration avec le lycée technique « Edgar Faure » de Morveau [55], nous avons conçu le *smart block* présenté sur la figure 5.7. Ce bloc est similaire

à celui proposé dans le projet « SmartBlocks », mais nous avons apporté quelques modifications pour l'améliorer en termes d'utilisation. La surface supérieure de notre *smart block* (40 mm de coté) contient des trous directionnels (inclinés de 45 °) permettant de diriger le flux d'air dans les quatre directions. Chaque jeu de trous est lié à une chambre contenant une valve MEMS. Cela signifie que notre *smart block* contient quatre chambres et quatre valves MEMS qui contrôlent le flux d'air dans les quatre directions (figure 5.8(a)). Par exemple, la chambre numéro 2 est liée aux trous qui dirigent le flux d'air dans la direction montrée par des flèches sur la figure 5.8(b). Le flux d'air contrôlé par la valve MEMS dans la chambre numéro 2 permet ainsi de transporter l'objet dans cette direction. Dans le projet « SmartBlocks », le contrôle du flux d'air se fait en ouvrant et fermant certains trous ce qui n'est pas précis et nécessite une commande complexe dont la mise au point n'est pas simple [42].

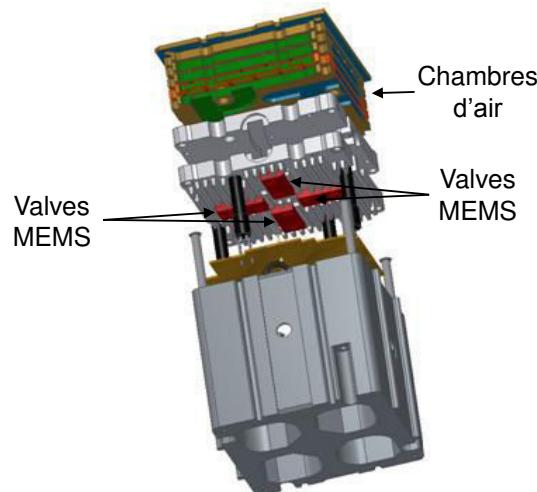


FIGURE 5.7 – Une conception du smart block.

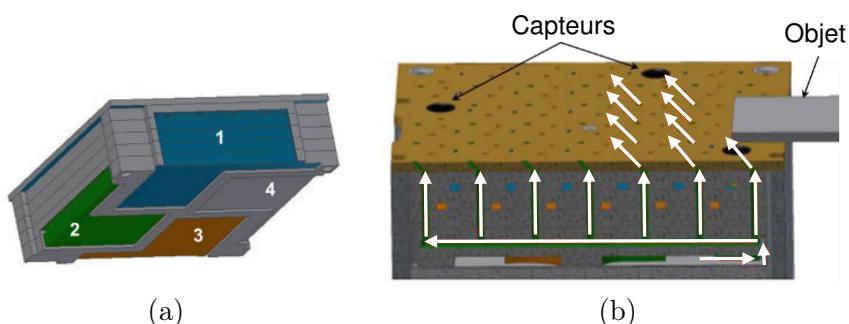


FIGURE 5.8 – (a) Les quatre chambres contenant les valves MEMS et (b) Le principe de transport d'objet par un bloc.

Pour le contrôle du flux d'air avec la valve MEMS, nous avons utilisé le port *common port* comme entrée d'air et le port *normally closed* comme sortie d'air (figure 5.4). Le port *normally open* n'a pas été utilisé.

Afin de rendre les blocs capables de communiquer entre eux, nous avons ajouté à chacun un *blinky block*. Ce dernier est un module électronique communicant développé par l'université *Carnegie Mellon* à Pittsburgh USA [98]. Le module *blinky block* est un cube d'environ 40 mm de côté (figure 5.9(a)). Sur ses 6 faces, nous pouvons connecter mécaniquement et électriquement d'autres *blinky blocks* de manière à construire un réseau ou une matrice. Un *blinky block* contient un micro-contrôleur doté d'une mémoire et d'une capacité de calcul. Le langage de programmation utilisé dans ce module est le langage *C*.

L'objectif est de rendre le *smart block* autonome et capable de capter les informations, de les traiter, de commander les actionneurs, d'évaluer leur état de santé, d'estimer leur RUL et de prendre des décisions en conséquence. Pour cela, en plus de la communication, le *blinky block* doit intégrer les algorithmes de pronostic, de décision et de commande des valves. La figure 5.9(b) présente un prototype fabriqué d'un *smart block*. Sur ses 4 faces, nous pouvons facilement connecter d'autres blocs pour former un système de convoyage que nous présentons dans la suite.

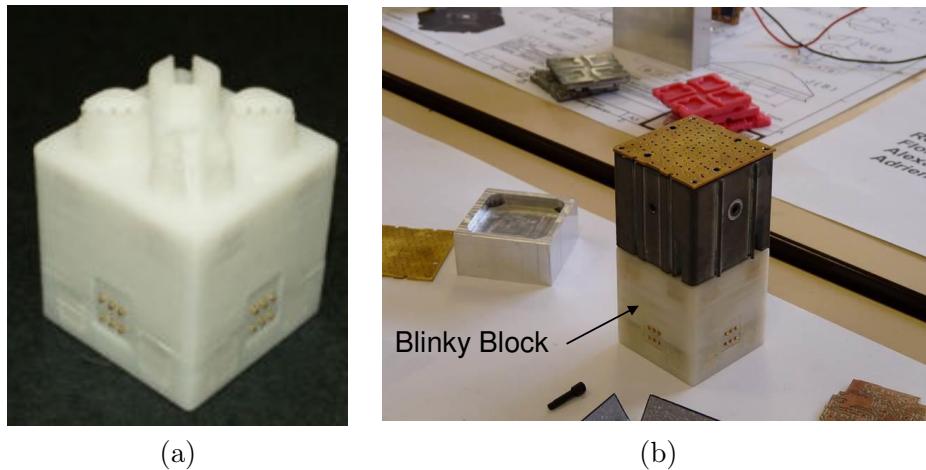


FIGURE 5.9 – (a) Un *blinky block* et (b) Un prototype fabriqué d'un *smart block*.

5.2.3 Le système de convoyage

Le système de convoyage est composé d'un ensemble de *smart blocks* qui peuvent former une surface de forme adaptable (système modulaire). Le système de convoyage peut être de forme linéaire, carrée ou rectangulaire. La figure 5.10 illustre un convoyeur composé de plusieurs *smart blocks*. Nous pouvons voir qu'il est possible de détacher ou de rattacher un bloc au milieu du convoyeur. Cette caractéristique facilite énormément la maintenance du système puisqu'il est possible d'enlever un bloc défaillant et de le remplacer par un nouveau. Dans cette thèse, nous n'avons pas traité la maintenance du

convoyeur, seules l'optimisation de son utilisation et la maximisation de sa durée de vie sont abordées.

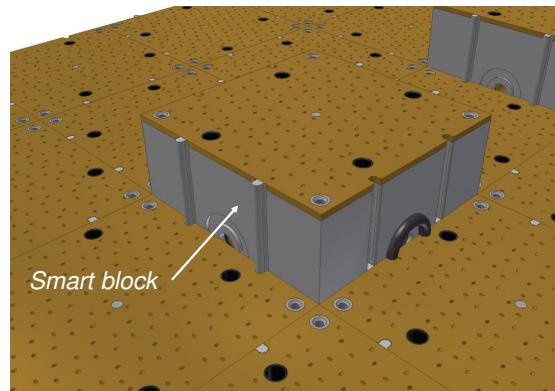


FIGURE 5.10 – Une illustration d'un convoyeur composé de plusieurs blocs.

Les *smart blocks* constituant le système de convoyage communiquent entre eux via les *blinky blocks* pour échanger les données concernant l'état de santé de leurs valves MEMS. Les objets peuvent se déplacer d'un bloc à un autre par lévitation pneumatique afin d'arriver à la destination. Une fois que le bloc détecte l'arrivée d'un objet sur sa surface supérieure, il le transfère à un de ses blocs voisins selon le résultat de l'algorithme de décision. Ce transfert est fait grâce à ses quatre valves MEMS permettant de contrôler le flux d'air. Quand un bloc doit transférer un objet à son voisin, il actionne la valve MEMS qui contrôle le flux d'air dans cette direction. Une fois que le bloc voisin détecte l'objet, il prend le relais et continue le transfert.

Hypothèses de travail

Dans cette thèse, nous considérons que pour transférer un objet, un bloc actionne une seule valve MEMS. Nous ne prenons pas en compte l'inertie de l'objet, son poids et sa forme. Aussi, nous ne prenons pas en compte la vitesse à laquelle il est transféré pour changer sa direction. Il est possible, par exemple, d'actionner deux valves MEMS dans un bloc pour diriger un objet ou le faire ralentir. Cet aspect, qui n'est pas l'objectif de cette thèse, n'est pas traité dans ce manuscrit.

Pour assurer la continuité de fonctionnement du convoyeur, les éléments critiques qu'il faut surveiller et pour lesquels il faut anticiper les défaillances sont les actionneurs responsables du contrôle du flux d'air, à savoir les valves MEMS. Cela peut être réalisé en appliquant l'approche de pronostic proposée dans le chapitre 3. Ensuite, une fois que nous avons les résultats du pronostic, nous les utilisons pour la prise de décision au niveau du convoyeur pour optimiser son utilisation et assurer un niveau de performance le plus longtemps possible. La figure 5.11 présente un schéma synoptique illustrant les liens entre les différentes parties.

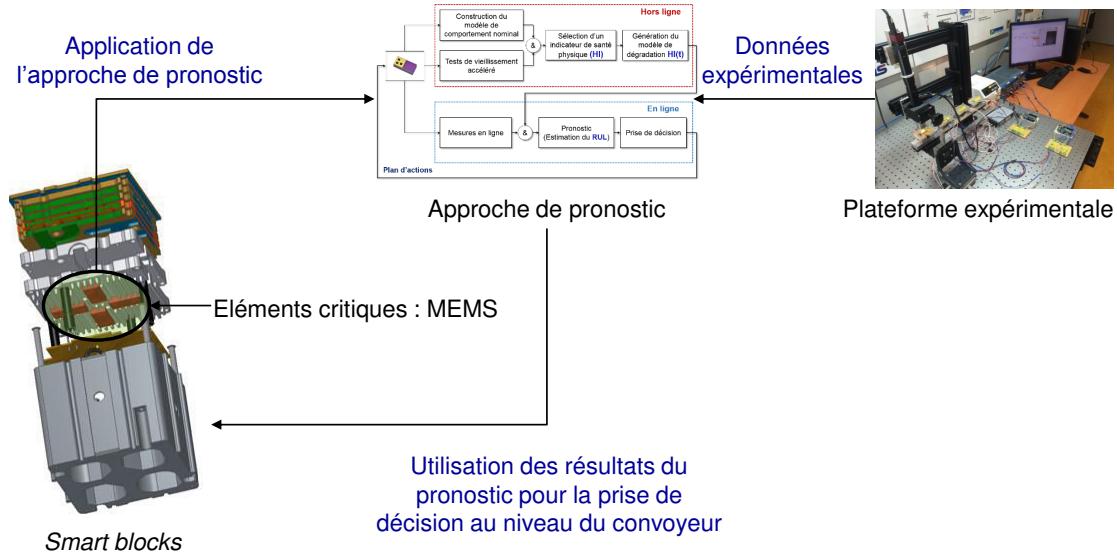


FIGURE 5.11 – Schéma synoptique illustrant les liens entre les différentes parties.

Dans la suite de ce chapitre, un cycle complet de PHM est développé : de la modélisation physique de la valve MEMS à la décision post-pronostic au niveau du convoyeur.

5.3 Mise en œuvre de l'approche de pronostic

Dans cette section, toutes les étapes de l'approche de pronostic hybride présentée dans le chapitre 3 sont appliquées sur la valve MEMS. Tout d'abord, nous avons modélisé l'actionneur présent sur la membrane intérieure du MEMS. Cette modélisation nous a permis de construire le modèle de comportement nominal du MEMS. Ensuite, dans le but d'acquérir des données permettant d'étudier le comportement du MEMS, d'identifier les paramètres de son modèle de comportement nominal et de définir son modèle de dégradation, nous avons mis en place une plateforme expérimentale. Des tests de vieillissement accéléré ont été effectués à l'aide de cette plateforme et ont permis d'extraire l'évolution de différents paramètres dans le temps. Cela nous a permis de sélectionner un *Health Indicator* physique qui permet de suivre l'évolution de l'état de santé du MEMS. L'évolution de ce *Health Indicator* est approximée par un modèle empirique qui correspond au modèle de dégradation de la valve MEMS. Ce modèle est confirmé par les résultats de plusieurs campagnes de test. La prédiction de l'état de santé de la valve et l'estimation de son RUL sont ensuite réalisées en utilisant un algorithme de type filtre particulinaire *SIR*. Ce dernier utilise les données expérimentales disponibles pour estimer les paramètres du modèle de dégradation, projeter l'état de santé du MEMS dans le futur et estimer son RUL. Les résultats du pronostic pour différentes valves MEMS sont présentés à la fin de cette section.

5.3.1 Modélisation physique du MEMS

L'actionneur présent sur la couche intérieure de la valve MEMS est un actionneur électrothermique en *chevron*. Cet actionneur, schématisé sur la figure 5.12, est composé de bras chauds de longueur l , formant avec l'axe perpendiculaire aux ancrages un angle θ et qui sont reliés par un bras de jonction. En appliquant un courant électrique entre les deux ancrages, un apport d'énergie par effet Joule provoque la dilatation des bras chauds qui viennent pousser de manière symétrique le bras de jonction qui subit un mouvement vers le haut. Le mouvement du bras de jonction, qui dépend de la tension appliquée, génère un déplacement de la membrane qui permet d'ouvrir ou de fermer la sortie d'air. La figure 5.13 présente deux images illustrant les états fermé (aucune tension appliquée) et ouvert (en appliquant une tension) de la valve. Les images sont prises par une caméra à travers le port *normally closed*.

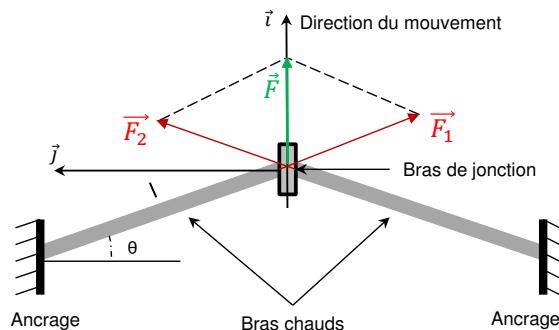
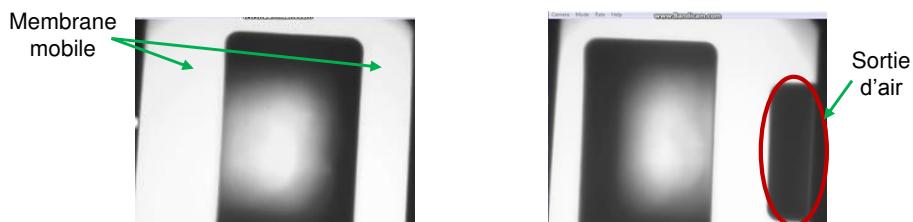


FIGURE 5.12 – Vue schématique de l'actionneur électrothermique en *chevron*.



(a) fermée : aucune tension appliquée (b) ouverte : en appliquant une tension

FIGURE 5.13 – États fermé et ouvert de la valve.

Les forces générées à l'extrémité des bras chauds de l'actionneur électrothermique en chevron, \vec{F}_1 and \vec{F}_2 , sont égales et exprimées par l'équation suivante [125] :

$$\|\vec{F}_1\| = \|\vec{F}_2\| = EAh\Delta T \quad (5.1)$$

où E est le module du Young, A est la surface de la section du bras, h est le coefficient d'expansion thermique et ΔT est la variation de la température.

Puisque le système est symétrique, la force résultante \vec{F} peut s'écrire sous la forme de la somme des deux forces \vec{F}_1 et \vec{F}_2 :

$$\vec{F} = \vec{F}_1 + \vec{F}_2 \quad (5.2)$$

La projection de l'équation 5.2 selon le repère (\vec{i} , \vec{j}) conduit à l'équation suivante :

$$\begin{cases} \vec{F}_i = F_1 \vec{i} + F_2 \vec{i} = 2EAh\Delta T \sin(\theta) \vec{i} \\ \vec{F}_j = F_1 \vec{j} + F_2 \vec{j} = \vec{0} \end{cases} \quad (5.3)$$

L'ensemble bras de jonction et bras chauds est modélisé comme un système masse-spring-amortisseur. Ainsi, l'application du second principe fondamental de la dynamique conduit à l'équation suivante :

$$M\vec{a} = \sum \vec{F}_{ext} = \vec{F}_f + \vec{F}_r + \vec{F} \quad (5.4)$$

où \vec{a} est l'accélération, $\vec{F}_f = -f\dot{x}\vec{i}$ est la force de frottement, $\vec{F}_r = -k_r x \vec{i}$ est la force de rappel, $\vec{F} = 2EAh\Delta T \sin(\theta) \vec{i}$ est la force résultante de déplacement, x est le déplacement, f est le coefficient de frottement, k_r est la raideur et M est la masse.

$$M\ddot{x} + f\dot{x} + k_r x = 2EAh\Delta T \sin(\theta) \quad (5.5)$$

En raison de la petite taille de l'actionneur, le terme lié à l'inertie, $M\ddot{x}$, peut être négligé dans l'équation 5.5 [44]. La validité de cette hypothèse sera discutée dans la section 5.3.4.1. Ainsi, le modèle dynamique simplifié est écrit comme suit :

$$f\dot{x} + k_r x = 2EAh\Delta T \sin(\theta) \quad (5.6)$$

Pour trouver une relation entre la variation de la température ΔT et la tension d'entrée du système U , nous avons mesuré ΔT pour différentes valeurs de U (de 0 à 12 V). La procédure utilisée pour mesurer la température du MEMS sera décrite dans la sous-section 5.3.2. Une approximation linéaire de l'évolution de ΔT en fonction de U (figure 5.14) conduit à l'expression suivante :

$$\Delta T = \alpha U = 7.4U \quad (5.7)$$

En intégrant cette relation dans le modèle dynamique, nous obtenons l'expression suivante :

$$f\dot{x} + k_r x = 2EAh \sin(\theta) \alpha U = \beta U \quad (5.8)$$

où $\beta = 2EAh \sin(\theta) \alpha$ est une constante. Dans ce terme, il existe deux paramètres qui sont inconnus A et θ . Les valeurs de ces deux paramètres ne sont pas données par le fabricant et ne peuvent pas être identifiées à partir de la réponse temporelle du MEMS. Pour cela, nous avons supposé deux valeurs pour ces deux paramètres en se basant sur des travaux traitant la conception et la fabrication d'actionneurs électrothermiques [125, 142]. Les valeurs supposées n'ont pas d'influence sur l'évolution de la dégradation du MEMS. Le tableau 5.2 montre les valeurs numériques de tous les paramètres pour calculer la constante β .

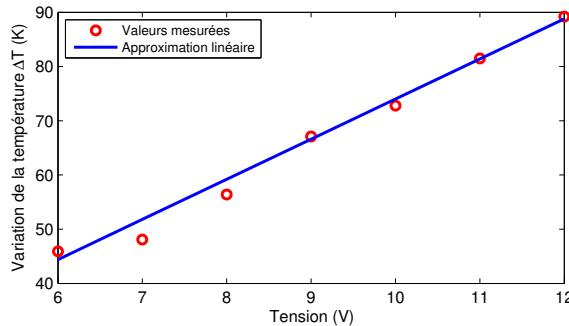


FIGURE 5.14 – Variation de la température en fonction de la tension d'entrée.

TABLE 5.2 – Valeurs numériques pour calculer la constante β .

Paramètre	Symbole	valeur	Unité
Module du Young	E	170	GPa
Section	A	200	μm^2
Angle d'inclinaison	θ	10	°
Coefficient d'expansion thermique	h	2.5×10^{-6}	K^{-1}

En appliquant la transformée de Laplace sur l'équation 5.8, on obtient la fonction de transfert donnée par l'équation 5.9.

Modèle de comportement nominal

$$\frac{X(p)}{U(p)} = \frac{K}{1 + \tau p} \quad (5.9)$$

où $K = \frac{\beta}{k_r}$ est le gain statique et $\tau = \frac{f}{k_r}$ est la constante de temps.

La fonction de transfert obtenue correspond à un système de premier ordre. Ce modèle sera validé expérimentalement et ses paramètres seront identifiés dans la section suivante. Le but d'identifier les paramètres de ce modèle est de tracer leurs évolutions dans le temps afin de sélectionner un indicateur de santé physique (*HI*). Le modèle de dégradation peut ainsi être défini en approximant l'évolution du *HI* par un modèle empirique. Pour cela, il est nécessaire de mettre en place une plateforme expérimentale.

5.3.2 Plateforme expérimentale de PHM des MEMS

Étudier le comportement de la valve MEMS et définir son modèle de dégradation nécessitent des données de surveillance fiables et exploitables. Pour cela, nous avons développé une plateforme expérimentale qui a comme but de réaliser des tests de vieillissement.

sement accéléré sur la valve MEMS et de capter un maximum de données permettant de définir son modèle de dégradation.

Avant de développer la plateforme expérimentale, nous avons identifié deux problématiques majeures qui devaient être résolues. La première problématique concerne les grandeurs à surveiller et les instruments nécessaires pour le faire. La deuxième problématique concerne la technique avec laquelle nous fixons cette valve miniature de manière que nous puissions mesurer les différentes grandeurs et effectuer des tests de vieillissement.

Tout d'abord, nous commençons par la résolution de la première problématique. Les MEMS sont des composants miniatures et souvent packagés. Cela rend l'accès aux parties qui présentent des dégradations une tâche très difficile à réaliser. C'est le cas pour notre valve MEMS dont l'actionneur électrothermique permettant de bouger la membrane n'est pas visible. Nous avons uniquement accès à des parties de la membrane à travers les orifices de raccordement de fluide. Ainsi, il est possible de surveiller indirectement la dégradation de l'actionneur en surveillant le déplacement de la membrane. Pour ce faire, nous avons utilisé une caméra qui permet de voir à travers les orifices de la valve. En utilisant un algorithme de traitement d'image, il est possible de capturer des images de la membrane pour surveiller son état de surface, mesurer son déplacement et avoir la réponse temporelle à partir de laquelle nous pouvons identifier les paramètres du modèle de comportement nominal.

En plus du déplacement et des paramètres identifiés, nous pouvons aussi surveiller la température de la valve et le courant consommé. Pour mesurer ces deux grandeurs, nous avons proposé d'utiliser des capteurs de température avec une carte d'acquisition *National Instrument* et une alimentation de laboratoire qui affiche en temps réel le courant consommé par le MEMS.

Afin de pouvoir mesurer les différentes grandeurs et réaliser des tests de vieillissement sur la valve MEMS, il est nécessaire de fixer cette dernière dans une configuration qui correspond à son utilisation standard. Toutefois, fixer une valve miniature avec des entrées-sorties d'air est une tâche qui n'est pas aisée à faire. Pour résoudre ce problème, nous avons conçu un support qui peut répondre à nos besoins. La description de ce support est présentée dans la sous-section suivante.

La plateforme expérimentale, présentée sur la figure 5.15, est installée au sein de notre laboratoire. Pour la décrire, nous proposons de la diviser en deux parties : 1) une partie physique et 2) une partie logicielle.

5.3.2.1 La partie physique

La partie physique de la plateforme expérimentale peut être divisée en cinq éléments :

- a) **Le support du MEMS** : pour fixer la valve MEMS, nous avons conçu le support présenté sur la figure 5.16. Ce support comporte une pièce en plastique (acrylate durcissable aux UV), fabriquée avec l'impression 3D et sur laquelle sont présentes des entrées-sorties d'air reliées aux orifices de la valve, une plaque métallique (acier A50) pour la dissipation de la chaleur de la valve et une carte électronique pour l'alimentation. Des *pins* sont utilisés dans la carte électronique pour assurer le

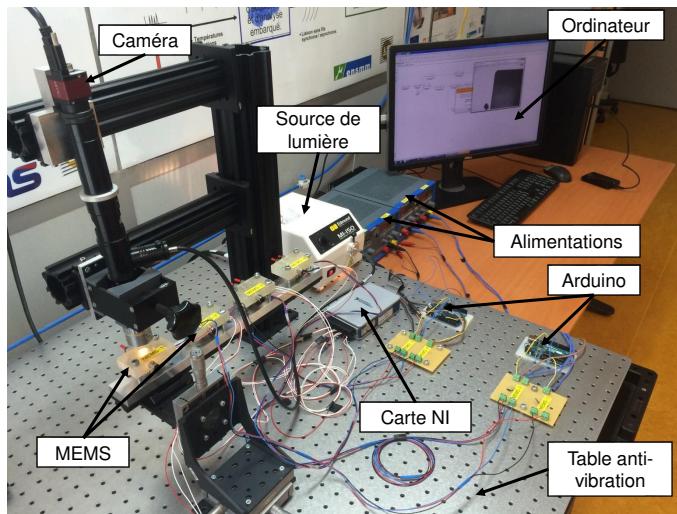


FIGURE 5.15 – Plateforme expérimentale - Département AS2M - FEMTO-ST.

contact avec la valve collée sur la plaque métallique (en dessous de la carte électronique) en utilisant une colle en silicium résistante à des hautes températures ;

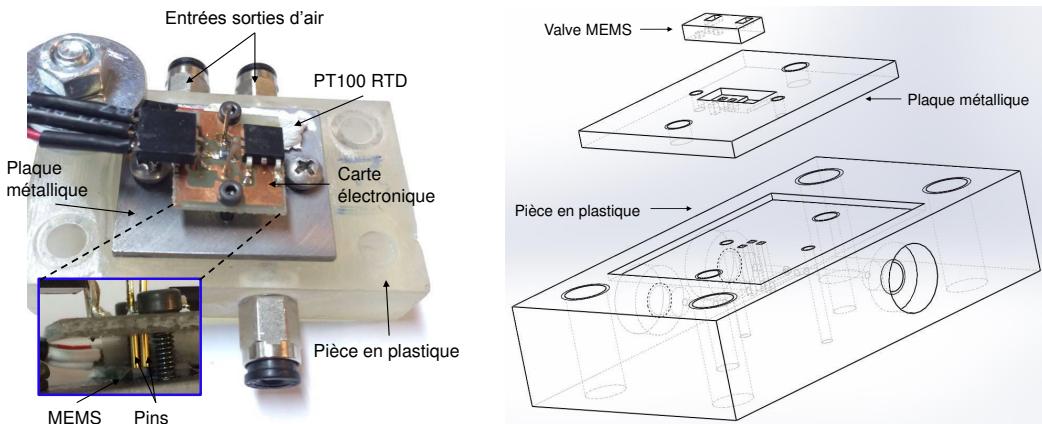


FIGURE 5.16 – Support conçu pour fixer le MEMS dans la plateforme expérimentale.

- b) **L'alimentation** : cette partie comporte deux alimentations de laboratoire et deux cartes *Arduino* qui jouent le rôle d'interrupteur pour faire fonctionner les MEMS avec la fréquence désirée. Chaque alimentation est reliée à une carte *Arduino* pour alimenter deux MEMS. La valeur du courant d'un MEMS est affichée sur l'écran de l'alimentation ;
- c) **Le système d'acquisition d'image** : l'acquisition d'image se fait avec une caméra et un système d'éclairage. La caméra utilisée est une *Guppy PRO F031* qui possède une capacité maximale d'acquisition de 123 frames par seconde (f/s) en pleine résolution (656x494 pixels). Des supports sont utilisés pour maintenir la caméra

dans une position fixe. Les supports de MEMS sont fixés sur un rail et une platine 3D pour pouvoir les déplacer en dessous de la caméra et acquérir des images. La communication entre la caméra et l'ordinateur est assurée par un câble *FireWire B*.

- d) **Le système d'acquisition de la température** : la température de la valve est mesurée par une sonde *PT100 RTD* collée sur la plaque métallique. La communication entre les *PT100 RTD* et l'ordinateur est assurée par une carte d'acquisition *National Instrument NI 9216* ;
- e) **L'alimentation pneumatique** : cette partie comporte une source d'air, un filtre d'air et un régulateur de pression. Le filtre d'air est indispensable puisque dans un système de la taille d'un MEMS la moindre poussière peut causer sa défaillance.

Afin de minimiser le bruit mécanique, la plateforme expérimentale est placée sur une table anti-vibration.

5.3.2.2 La partie logicielle

La partie logicielle concerne les algorithmes que nous avons développés pour l'acquisition des données. Pour l'acquisition des images et la mesure du déplacement de la membrane, nous avons développé sur Matlab/Simulink un algorithme de traitement d'image. Le pseudo-code de cet algorithme est présenté sur [Algorithme 6](#). Il est basé sur un seuillage selon le niveau de gris et permet de trouver la position du barycentre de l'image de la membrane. Le traçage de positions du barycentre de toutes les images acquises permet d'obtenir la réponse temporelle de la valve. Cette technique est rendue possible grâce à un système d'éclairage composé d'une source de lumière connectée à la caméra via une fibre optique.

Une interface Labview a été aussi développée pour acquérir et afficher les mesures de température des MEMS testés ainsi que la température ambiante ([figure 5.17](#)). Cette interface permet d'acquérir les valeurs de température de manière régulière et de les stocker dans un fichier *Excel*.

La figure [5.18](#) présente un schéma synoptique de la plateforme expérimentale.

Maintenant que nous avons présenté la plateforme expérimentale, nous pouvons l'utiliser pour effectuer des tests de vieillissement accéléré et acquérir des données de surveillance. Ces données seront utilisées par la suite pour définir un modèle de dégradation de la valve MEMS. Pour le pronostic, le filtre particulaire utilise ce modèle de dégradation et les données disponibles en ligne pour prédire l'état de santé du MEMS et estimer son RUL. Ces différentes étapes sont décrites dans les sous-sections suivantes.

5.3.3 Tests de vieillissement accéléré

Généralement, les MEMS effectuent des millions de cycles avant de se dégrader. Cela rend l'estimation de leur durée de vie difficile à réaliser pour un fonctionnement dans des conditions normales. Pour rendre cette tâche possible, nous pouvons réaliser des tests de vieillissement accéléré [[186](#)]. Ces tests consistent à appliquer des contraintes accélérées

Algorithme 6 Pseudo-code de l'algorithme de traitement d'image.

```

1: fonction Déplacement ()
2: PxToMicroM = CameraCalibration() {conversion du pixel au  $\mu m$ }
3:  $X = 0$  {déplacement}
4:  $Y = 0$ 
5:  $j = 0$ 
6:  $déplacement[] = 0$ 
7: tant que (1) faire
8:    $I = GrabImage()$  {prendre une image}
9:   FindContour( $I$ ) {trouver le contour de l'image}
10:  FindContourCentroid( $I$ ) {trouver le barycentre du contour}
11:   $(X,Y) = \text{CentroidPosition}(I)$  {récupérer la position du barycentre}
12:   $X = X * \text{PxToMicroM}$ 
13:   $déplacement[j] = X$ 
14:   $j = j + 1$ 
15: fin tant que
16: Tracer( $déplacement$ )
17: fin fonction

```

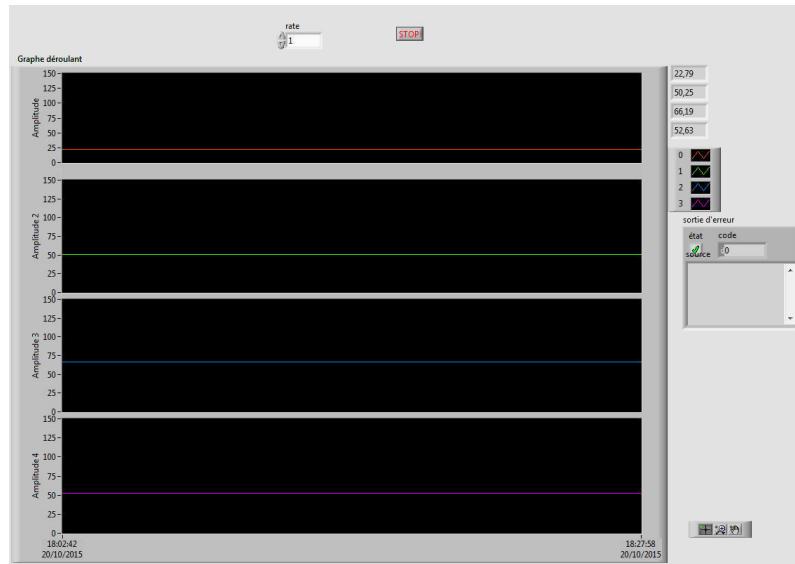


FIGURE 5.17 – Interface Labview pour la mesure de la température.

aux MEMS pour les faire vieillir. L'objectif principal est d'observer l'évolution au cours du temps de leur dégradation. Dans notre cas, cette évolution sera ensuite traitée pour définir le modèle de dégradation du MEMS, servant in fine à estimer sa durée de vie.

Le fonctionnement du MEMS, qui fait l'objet de notre étude, est basé sur un actionneur électrothermique. D'après Matmat *et al.* [128], le test de vieillissement le plus

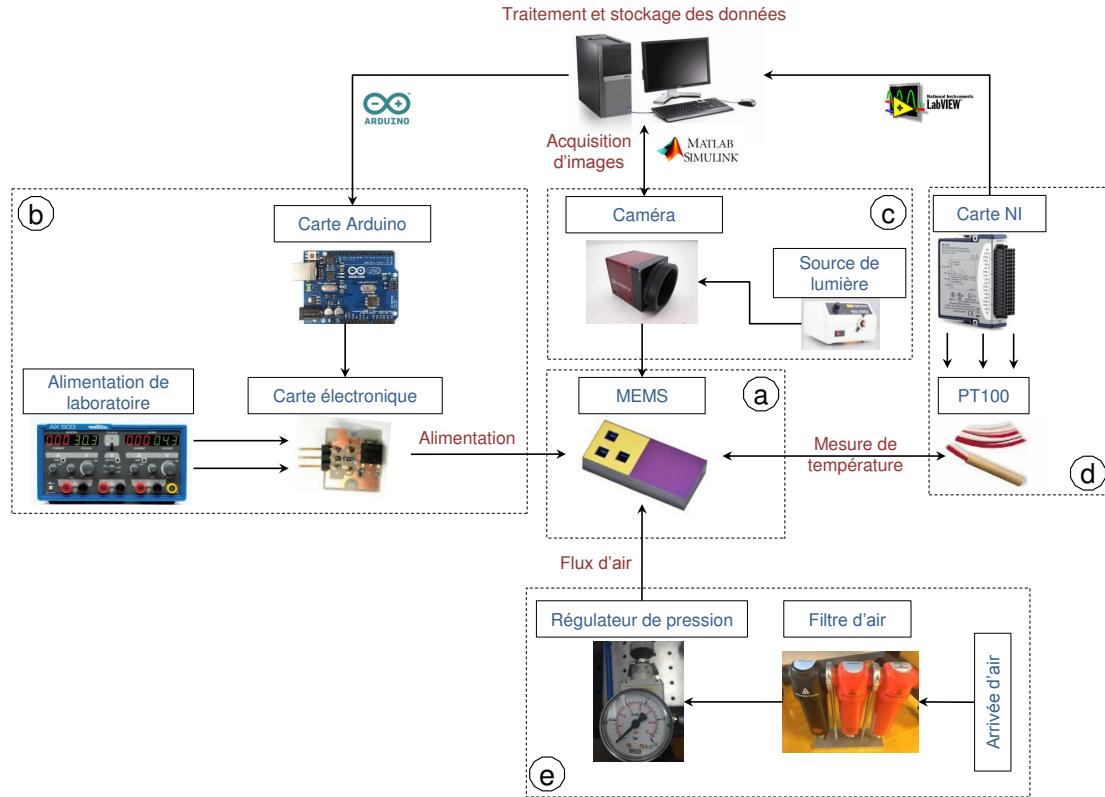


FIGURE 5.18 – Schéma synoptique de la plateforme expérimentale.

simple et le plus utilisé à appliquer sur un tel actionneur consiste à le faire cybler en appliquant un signal carré périodique.

Pour cybler les valves MEMS sur la plateforme expérimentale, il est possible de les actionner en appliquant un signal carré avec une certaine amplitude et une certaine fréquence. Selon la fiche technique de la valve MEMS, l'amplitude de ce signal varie entre 0 et 12 V.

La fréquence du signal d'actionnement est limitée par deux contraintes. La première contrainte est liée au temps de refroidissement de l'actionneur. D'après Conant *et al.* [35], pour garantir à un actionneur électrothermique un temps de refroidissement entre deux actionnements, la fréquence du signal doit être inférieure à 600 Hz. Contrairement aux macro-systèmes, la taille micrométrique de l'actionneur permet un refroidissement rapide. La deuxième contrainte concerne la technique utilisée pour mesurer le déplacement. En effet, pour obtenir suffisamment d'images entre l'état actionné et l'état au repos de l'actionneur, il faut une fréquence pas trop élevée.

Les tests consistent alors à faire cybler plusieurs valves MEMS de manière continue (24h/24) avec un signal carré d'une amplitude comprise entre 0 et 12 V et d'une faible fréquence. Durant une campagne de test, 4 valves MEMS fonctionnent dans les mêmes

conditions : même température ambiante, même signal d'actionnement et sans bruit mécanique.

5.3.4 Acquisition des données

L'acquisition des données se fait de manière régulière et de la même façon pour tous les MEMS testés. Pour chacun d'entre eux, les étapes suivantes sont appliquées :

1. ajuster le MEMS sous la caméra à l'aide de la platine 3D jusqu'à avoir une image nette (figure 5.19) ;

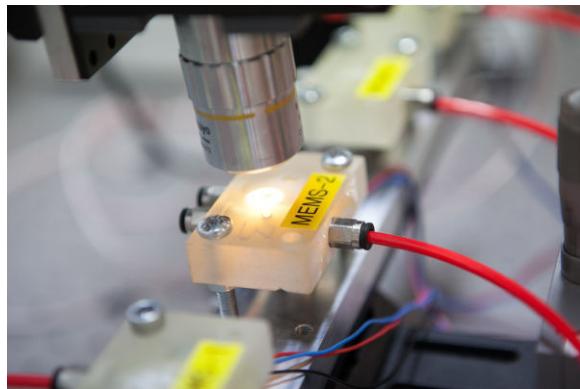


FIGURE 5.19 – MEMS ajusté en dessous de la caméra.

2. obtenir la réponse temporelle en utilisant l'algorithme de traitement d'image (Algorithm 6) ;
3. identifier les paramètres de la réponse temporelle en utilisant Matlab *system identification toolbox* qui conduit à la fonction de transfert de la réponse temporelle ;
4. enregistrer les résultats dans différents fichiers pour une utilisation ultérieure.

Durant la période d'expérimentations, 4 campagnes de tests ont été réalisées. Les mesures sont faites de manière régulière et pour chacune nous identifions les paramètres du modèle de comportement nominal de chaque valve MEMS. Dans la suite, avant de décrire les différentes campagnes de test, nous introduisons d'abord l'étape d'identification des paramètres.

Note : 2

Une seule caméra est utilisée pour prendre les mesures pour 4 MEMS. Les mesures sont faites tous les 100 000 cycles environ.

5.3.4.1 Identification des paramètres

La réponse temporelle obtenue expérimentalement est typique d'un système de premier ordre. Ceci confirme l'hypothèse de négliger le terme d'inertie dans la partie modélisation physique (sous-section 5.3.1). La figure 5.20 montre un exemple d'une réponse

temporelle d'une valve MEMS qui fonctionne avec un signal carré d'amplitude 8 V et de fréquence 1 Hz. L'identification des paramètres du système est basée sur la réponse temporelle obtenue expérimentalement et la fonction de transfert obtenue dans la partie modélisation. La fonction de transfert de la réponse temporelle de la figure 5.20 est donnée par l'équation 5.10. Les paramètres identifiés à partir de cette réponse sont donnés dans le tableau 5.3.

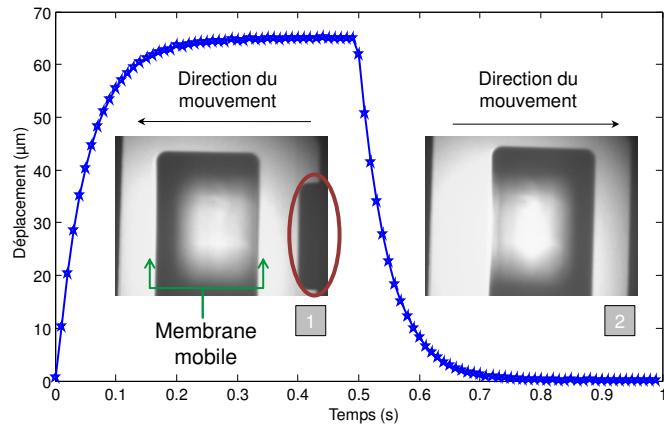


FIGURE 5.20 – Réponse temporelle du MEMS fonctionnant avec un signal carré d'amplitude 8 V et de fréquence 1 Hz. Les deux images de la membrane 1 et 2 sont prises par la caméra à travers l'orifice *normally closed*. À 8 V la membrane bouge (image 1) pour créer une sortie d'air (partie cerclée). À 0 V la membrane revient à sa position initiale (image 2) et ferme la sortie d'air.

$$\frac{X(p)}{U(p)} = \frac{8.02}{1 + 0.052p} \quad (5.10)$$

TABLE 5.3 – Valeurs numériques des paramètres identifiés du système (ces valeurs concernent une seule mesure).

Paramètre	Symbole	Valeur	Unité
Déplacement	d	65	μm
Courant	I	0.5	A
Gain statique	K	8.02	$\mu\text{m}/V$
Constante de temps	τ	0.052	s
Raideur	k_r	2.7×10^{-2}	N/m
Compliance	C	37.03	m/N
Coefficient de frottement	f	1.4×10^{-3}	Ns/m

La figure 5.21 montre une erreur très proche de 0 entre la réponse expérimentale et la réponse estimée. Cela prouve la validité du modèle et la précision des paramètres identifiés. Les deux réponses sont tracées par le *Matlab system identification toolbox*.

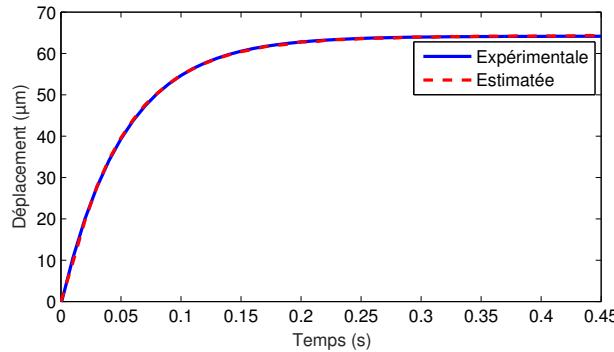


FIGURE 5.21 – Réponses expérimentale et estimée du système.

5.3.4.2 Campagnes de test et résultats

Définir un modèle de dégradation générique pour la valve MEMS nécessite la réalisation de plusieurs campagnes de test afin d'acquérir un nombre important de données. Durant la période d'expérimentation, nous avons pu réaliser au total 4 campagnes de test (tableau 5.4).

TABLE 5.4 – Campagnes de tests réalisées.

Campagne	Tension (V)	Fréquence (Hz)	Air/Pression	MEMS
1	8	1 (86 400 cycles/jour)	non filtré/2 bar	4
2	8	1 (86 400 cycles/jour)	filtré/2 bar	4
3	12	2.5 (216 000 cycles/jour)	filtré/2 bar	4
4	12	2.5 (216 000 cycles/jour)	filtré/2 bar	4

Dans la première campagne, nous avons jugé judicieux d'utiliser un signal d'actionnement d'une amplitude égale à 8 V pour observer le comportement du MEMS. Ce signal permet d'obtenir un déplacement suffisamment grand pour être observable. Concernant la fréquence de ce signal, nous avons choisi d'utiliser une fréquence égale à 1 Hz. Cette fréquence permet d'avoir suffisamment d'images pour déterminer correctement le déplacement de l'actionneur. Avec la caméra que nous utilisons, il est possible de prendre environ 123 images pendant un cycle (une période du signal) et donc de tracer une réponse temporelle exacte du système (figure 5.20). Dans cette première campagne, nous avons testé 4 valves MEMS avec de l'air non filtré (sans utiliser le filtre d'air). Le fabricant de la valve MEMS recommande l'utilisation de l'air filtré, mais nous avons décidé de faire les premiers tests avec de l'air non filtré pour observer le comportement du MEMS.

Tous les MEMS testés dans cette campagne avaient une durée de vie qui ne dépasse pas les 2 millions de cycles, alors que le fabricant garantit 8 millions de cycles. À la fin de la campagne, les MEMS avaient des membranes très polluées (figure 5.22). Cette pollution est venue depuis l'air non filtré, ce qui cause une contamination au niveau de la membrane et de l'actionneur et un déplacement très faible ($\sim 13\mu m$).

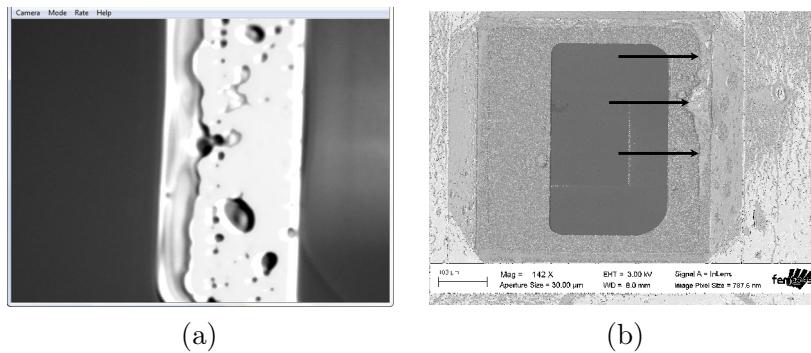


FIGURE 5.22 – (a) Image prise par la caméra montrant l'état dégradé de la membrane et (b) image prise par le MEB montrant la contamination au niveau de l'orifice *nomally closed*.

L'ampleur de la pollution à l'intérieur du MEMS a ainsi causé une défaillance prématuée (moins de 2 millions de cycles). Les données acquises à partir de cette campagne ne peuvent donc pas être exploitées pour étudier la dégradation de la valve MEMS. La seule conclusion que nous avons tiré est qu'il ne faut pas faire fonctionner la valve avec de l'air non filtré conformément à la recommandation du fabricant.

Dans une deuxième campagne, nous avons testé 4 autres valves MEMS, mais cette fois avec de l'air filtré. Cette campagne a duré plus de 3 mois¹ durant lesquels les valves MEMS ont fonctionné de manière continue avec le même signal que pour la campagne précédente. Pendant la période de test, les mesures ont été recueillies de manière régulière. La figure 5.23 présente l'évolution du déplacement en fonction du temps. Bien que les valves MEMS sont fabriquées avec le même procédé de micro-fabrication, nous remarquons qu'elles ont des comportements différents. Initialement, à 0 cycles, trois valves sur 4 ont presque la même valeur de déplacement de la membrane (même évolution du déplacement en fonction de la tension d'entrée (figure 5.24)). En revanche, l'autre valve a un déplacement qui est plus faible que celui des autres. Cette différence ne peut pas être due aux conditions des tests puisque toutes les valves fonctionnaient dans les mêmes conditions. Par contre, cela peut être dû à la non répétabilité du procédé de micro-fabrication qui est un problème répandu dans le domaine des MEMS. Ensuite, au cours du test de vieillissement, nous remarquons que la diminution du déplacement ne commence pas au même instant pour les 4 valves. Cela conforte l'idée qu'effectivement

1. Avec une fréquence égale à 1 Hz, les valves doivent fonctionner durant 93 jours pour réaliser les 8 millions de cycles garantis par le fabricant.

le PHM est préférable à la fiabilité prédictive puisqu'il permet de s'adapter à chaque MEMS de manière individuelle. Malgré le bon état de la partie visible de la membrane, le déplacement reste très faible pour les 4 valves MEMS en fin de la campagne. Nous avons décidé d'arrêter les tests lorsque le déplacement est devenu trop faible ($<10 \mu\text{m}$) et nous avons considéré que les valves étaient défaillantes. Cela peut être dû à une anomalie au niveau de l'actionneur. Il est difficile de déterminer exactement l'origine de cette anomalie puisque nous n'avons pas accès à l'actionneur. L'une des causes probables serait la fatigue au niveau des bras de l'actionneur.

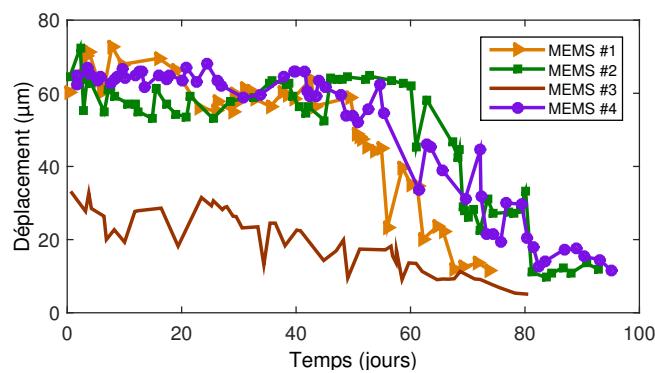


FIGURE 5.23 – Résultats expérimentaux de la deuxième campagne (8 V).

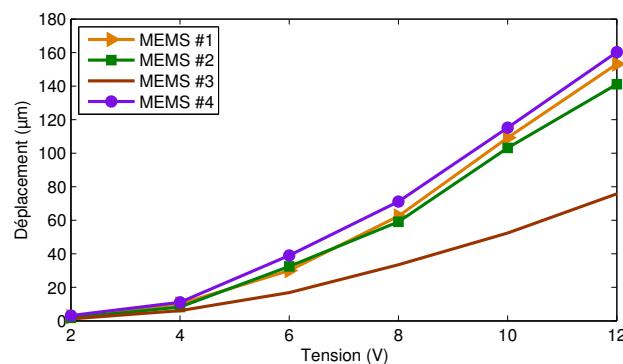


FIGURE 5.24 – Évolution du déplacement en fonction de la tension à 0 cycle (deuxième campagne).

Remarque : 1

Des MEMS de la même famille, fonctionnant dans les mêmes conditions, peuvent ne pas avoir le même comportement. Cela conforte l'idée de s'intéresser au PHM plutôt qu'à la fiabilité prédictive.

Remarque : 2

La dégradation de la valve MEMS peut être due à une anomalie au niveau de l'actionneur. Dans la pratique, il est difficile de déterminer l'origine de la dégradation dans un MEMS packagé.

Dans la troisième campagne de test, nous avons décidé d'augmenter l'amplitude du signal d'actionnement au maximum (12 V) pour observer le comportement des valves MEMS. Avec un signal d'amplitude 12 V, la valve consomme un courant d'environ 0.7 A et sa température peut dépasser les 90 °C.

Faire fonctionner les valves avec un signal de fréquence 1 Hz a conduit à une campagne de test qui a duré plus de 3 mois. Pour réduire cette durée, nous avons augmenté la fréquence du signal d'actionnement à 2.5 Hz. Avec une telle fréquence, la membrane peut faire tout son parcours avant de revenir à sa position de repos. Cela signifie qu'elle fait un cycle complet pendant une période. En revanche, elle ne reste pas assez de temps dans son état actionné (déplacement maximal) ce qui ne permet pas de tracer une bonne réponse temporelle lors de la prise des mesures. Pour cela, nous avons décidé de faire fonctionner les MEMS avec une fréquence égale à 2.5 Hz en fonctionnement et à 1 Hz quand nous prenons les mesures (figure 5.25).

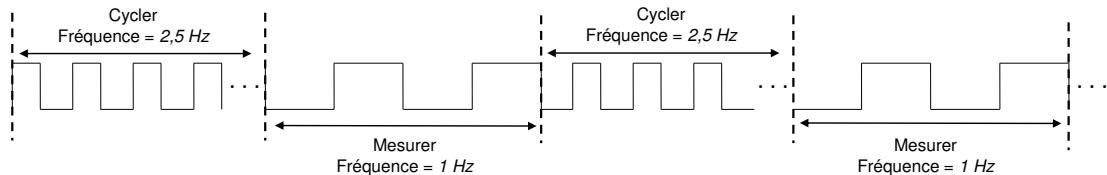


FIGURE 5.25 – Changement de la fréquence pour cycler et pour prendre les mesures.

Les 4 valves MEMS ont fonctionné dans les mêmes conditions que la campagne précédente. Nous avons uniquement modifié le signal d'actionnement. Les mesures ont été recueillies de la même manière. La figure 5.26 montre les résultats bruts du déplacement en fonction du temps. Dans cette campagne, nous remarquons que les 4 valves testées ont des comportements différents. Au début de la campagne, elles ont toutes des déplacements différents. Nous pouvons constater sur la figure 5.27 que cette différence apparaît à partir d'une tension égale à 6 V. La seule explication pour cette différence est la non répétabilité du procédé de micro-fabrication. Ensuite, au cours du temps, nous remarquons que le déplacement de toutes les valves diminue, mais de manière différente et à des instants différents. Nous pouvons voir sur la figure 5.26 que le déplacement du MEMS 2 a baissé de seulement 20 µm. Par contre, les trois autres valves ont subi une diminution plus importante. Avec le bon état des membranes des valves, la même conclusion que la campagne précédente peut être faite. La diminution du déplacement peut être due à une fatigue au niveau des bras de l'actionneur.

Afin d'évaluer la répétabilité de nos résultats, nous avons réalisé une quatrième campagne de test. Les 4 valves MEMS ont fonctionné dans les mêmes conditions et avec le

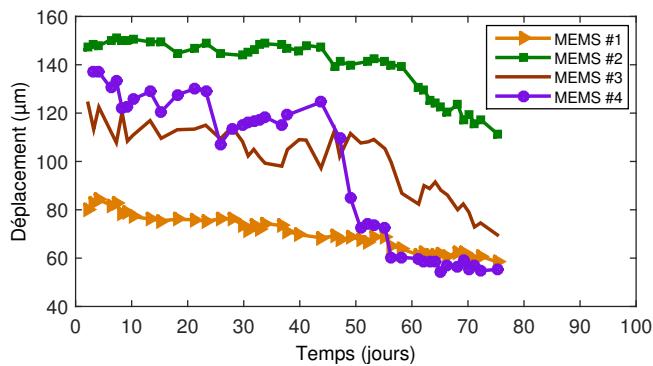


FIGURE 5.26 – Résultats expérimentaux de la troisième campagne (12 V).

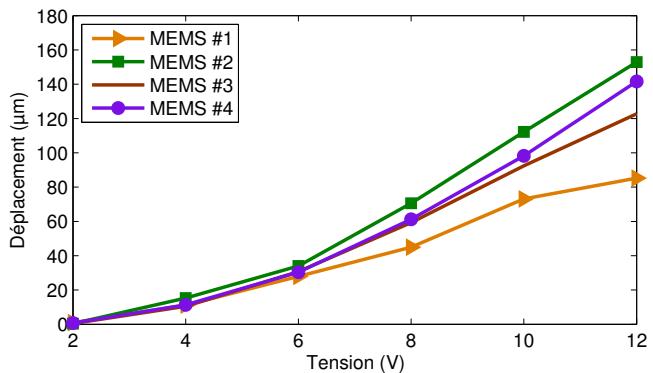


FIGURE 5.27 – Évolution du déplacement en fonction de la tension à 0 cycle (troisième campagne).

même signal que la campagne précédente. La figure 5.28 montre que dans cette campagne aussi les 4 valves ont des comportements différents. Bien qu'elles ont toutes la même valeur de déplacement au début de leur vie (figure 5.29), l'évolution du déplacement au cours du temps est différente. Nous remarquons que le déplacement de la valve 4 ne diminue pas (après 20 millions de cycles). En revanche, les déplacements des autres valves ont diminué et de manière différente. Par exemple, nous constatons que le déplacement de la valve 1 a diminué de manière brusque. Dans un premier temps, le déplacement a diminué à environ $60 \mu m$. Cela peut être dû à une contamination ou une fracture d'un seul bras de l'actionneur. Dans un deuxième temps, la membrane ne bouge plus (déplacement nul). Cela peut être expliqué par une contamination qui a totalement bloqué l'actionneur ou une fracture de ses deux bras. Concernant les deux autres valves, et de même que dans les autres campagnes, la diminution du déplacement peut être due à une fatigue au niveau de l'actionneur.

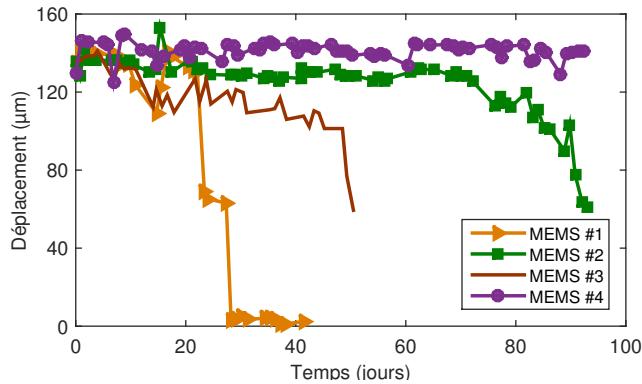


FIGURE 5.28 – Résultats expérimentaux de la quatrième campagne (12 V).

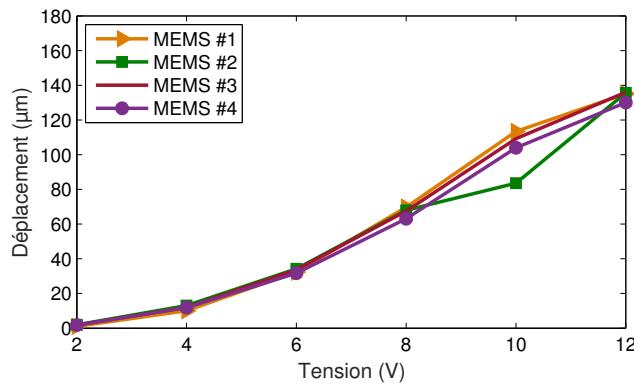


FIGURE 5.29 – Évolution du déplacement en fonction de la tension à 0 cycle (quatrième campagne).

L’analyse après « défaillance » de la valve MEMS n’a pas été possible car toute ouverture détruit ses couches intérieures. Ainsi, nous n’avons pas pu identifier correctement les anomalies. Contenu des observations faites dans les différentes campagnes de test, les mécanismes de défaillance probables sont la fatigue, la contamination et la fracture. À noter que ces trois mécanismes de défaillance sont parmi les mécanismes les plus identifiés dans les MEMS (chapitre 2).

Remarque : 3

On constate que les MEMS sont des dispositifs qui se dégradent. Ce ne sont pas des systèmes « tout ou rien ».

Remarque : 4

La dégradation des MEMS de la même famille n'évolue pas de la même manière. Cela conforte encore l'idée de travailler sur le PHM des MEMS plutôt que sur leur fiabilité prédictive.

Dans la sous-section suivante, nous nous appuyons sur les résultats expérimentaux pour sélectionner un indicateur de santé et définir un modèle de dégradation de la valve MEMS.

5.3.5 Modèle de dégradation

L'objectif de cette partie consiste à exploiter les résultats expérimentaux pour définir le modèle de dégradation de la valve MEMS. Dans les trois dernières campagnes de test (campagnes 2, 3 et 4), nous avons remarqué une diminution de l'amplitude du déplacement pour toutes les valves MEMS (sauf une). Cela est lié à une dégradation probable au niveau de l'actionneur.

Afin de définir un modèle de dégradation, il faut tout d'abord sélectionner le paramètre physique qui permet de suivre l'évolution de la dégradation du MEMS. Nous avons donc cherché à observer l'évolution de tous les paramètres que nous avons identifié à partir de la réponse temporelle. Parmi ces paramètres, la compliance ou la souplesse C (inverse de la raideur : $1/k_r$) de l'actionneur a la même évolution que le déplacement. Nous l'avons choisi comme indicateur de santé physique (*Health Indicator* : HI). Elle peut donc être utilisée pour suivre la dégradation de la valve MEMS. La projection de ce HI permettra de prédire le comportement futur de chaque valve MEMS et d'estimer sa durée de vie résiduelle (RUL).

Nous remarquons que les données récoltées, présentées dans la sous-section précédente, présentent des pics et n'ont pas une tendance monotone. Il est donc difficile d'utiliser ces données brutes pour le suivi de l'état de santé et le pronostic des défaillances. Afin d'atténuer ces pics et d'extraire une tendance monotone, nous avons lissé les données. Nous avons appliqué une méthode de régression locale robuste : *Robust LOcal regrESSion filter (RLOESS)*. Le filtre *RLOESS* est une méthode de lissage utilisée dans le domaine du pronostic. Il est basé sur une fonction de régression avec pondération locale robuste et un polynôme de second ordre. Ayant des données bruitées, le filtre *RLOESS* peut calculer le poids robuste pour chaque point dans une fenêtre de données (une durée appelée aussi *span*), qui est résistant aux valeurs aberrantes (le filtre alloue des poids faibles aux valeurs aberrantes). La figure 5.30 montre le lissage des données du HI de la deuxième campagne de test avec le filtre *RLOESS*. Nous avons utilisé un *span* égal à 0.4 (cela correspond à 40 % du nombre total de données).

En utilisant la méthode de *curve fitting* sur les données lissées, nous pouvons approximer l'évolution du HI par un modèle double exponentiel (équation 5.11). Ce modèle est obtenu pour toutes les valves testées, mais avec des paramètres (a , b , c et d) différents. Par exemple, le tableau 5.5 montre les valeurs numériques des paramètres du modèle

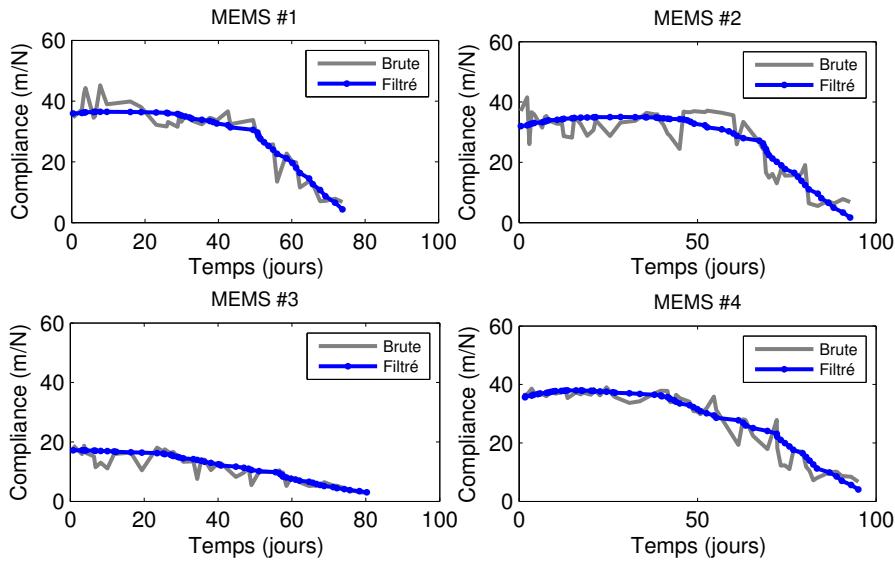


FIGURE 5.30 – Filtrage des données expérimentales brutes en utilisant le filtre *rloess*.

exponentiel des valves testées dans la deuxième campagne.

Modèle de dégradation

$$HI(t) = ae^{bt} + ce^{dt} \quad (5.11)$$

où t est le temps et a , b , c et d sont les paramètres du modèle.

TABLE 5.5 – Valeurs numériques des paramètres du modèle exponentiel (campagne 2).

Paramètre	MEMS #1	MEMS #2	MEMS #3	MEMS #4
a	$-1.025 \cdot 10^4$	$-8.47 \cdot 10^4$	$-3.727 \cdot 10^5$	$4.041 \cdot 10^6$
b	0.0168	0.0157	0.0073	0.0116
c	$1.029 \cdot 10^4$	$8.48 \cdot 10^4$	$3.727 \cdot 10^5$	$-4.041 \cdot 10^6$
d	0.0167	0.0157	0.0073	0.0116

Les valeurs du coefficient de détermination (R^2) qui correspond à l'erreur entre les données expérimentales et l'approximation faite avec la méthode de *curve fitting* montrent que le modèle double exponentiel représente bien les données des trois campagnes (tableau 5.6). Le R^2 le plus faible est égal à 0.964. Ainsi, nous considérons ce modèle comme le modèle de dégradation de la valve MEMS étudiée.

Malgré la différence entre les valves testées, l'évolution de leur dégradation peut être approximée par le même modèle de dégradation (équation 5.11). La seule différence réside dans les valeurs des paramètres de ce modèle.

TABLE 5.6 – R^2 pour les trois campagnes de test.

Campagne	MEMS #1	MEMS #2	MEMS #3	MEMS #4
2	0.993	0.989	0.989	0.992
3	0.981	0.973	0.964	0.972
4	0.978	0.983	0.970	0.979

Le modèle de dégradation étant défini, nous allons dans la prochaine sous-section l'utiliser pour le pronostic.

5.3.6 Pronostic à base du filtre particulaire SIR

Pour un nouveau MEMS, les paramètres du modèle de dégradation sont inconnus et doivent être estimés pour prédire l'état de santé du MEMS et estimer son RUL. Pour ce faire, nous proposons d'utiliser le filtre particulaire *SIR*. Cet outil utilise le modèle de dégradation ainsi que les données disponibles pour estimer les paramètres du modèle et estimer l'état actuel du MEMS (phase d'apprentissage). Ensuite, si une prédition est demandée à un instant donné, l'état actuel du MEMS est projeté dans le futur en utilisant le modèle de dégradation avec les paramètres estimés. Le RUL est calculé comme la différence entre l'instant auquel la prédition est déclenchée et l'instant auquel le seuil de défaillance est atteint (phase de prédition). Le choix du filtre particulaire *SIR* et le principe de pronostic à base cet outil sont expliqués en détails dans le chapitre 3.

Pour intégrer le modèle de dégradation dans le filtre particulaire, la première étape est de l'exprimer sous forme récursive pour créer le modèle d'état suivant :

$$\begin{aligned} HI(t_k) - HI(t_{k-1}) &= ae^{bt_k} + ce^{dt_k} - ae^{bt_{k-1}} - ce^{dt_{k-1}} \\ HI(t_k) &= HI(t_{k-1}) + ae^{bt_k}(1 - e^{-b}) + ce^{dt_k}(1 - e^{-d}) \end{aligned} \quad (5.12)$$

Nous remarquons qu'aucun bruit additif n'est ajouté au modèle comme le préconise la forme théorique. Nous considérons que l'incertitude des mesures est incluse dans les différents paramètres du modèle identifiés par le filtre.

Concernant le modèle d'observation, les données expérimentales sont utilisées dans le filtre. Nous supposons que le bruit additif est inconnu et sa variance est gérée par le filtre comme décrit par An *et al.* dans [5].

5.3.6.1 Paramétrage du filtre

La première étape du paramétrage du filtre est la création des distributions initiales pour l'état et chacun des paramètres du modèle (a , b , c et d). La distribution initiale de l'état ($HI(t = 0)$) est centrée sur la première valeur de compliance mesurée. Le bruit induit par les instruments de mesure n'étant pas connu, la forme de la distribution n'est pas connue non plus. Dans ce cas, nous adoptons une distribution uniforme centrée sur la première mesure avec une dispersion de $\pm 0.05HI(t = 0)$. De même que pour l'état, les

distributions sont considérées uniformes pour les paramètres du modèle. La valeur sur laquelle chaque paramètre est centré est obtenue par ajustement du modèle aux données disponibles.

Enfin, le nombre de particules à utiliser doit être défini. Plus il est grand, meilleur devrait être la prédiction. En revanche, un nombre important de particules conduit à des temps de calculs extrêmement longs. En affinant l'initialisation des paramètres du modèle, nous pouvons se permettre d'utiliser moins de particules. Pitt *et al.* [154] ont proposé une méthodologie pour choisir ce nombre de particules. Elle consiste à lancer le filtre à plusieurs reprises pour créer des statistiques et choisir le nombre de particules approprié. Nous avons appliqué la même méthodologie pour définir ce nombre. Les résultats présentés ci-après ont été obtenus en utilisant 5000 particules. Ce nombre permet d'obtenir des bonnes prédictions avec un temps de calcul raisonnable.

5.3.6.2 Estimation du RUL

L'estimation du RUL de chaque MEMS nécessite la définition d'un seuil de défaillance FT . Dans notre cas, nous avons défini arbitrairement le FT . Nous supposons qu'il correspond au point où la valeur du HI a baissé de 60%. De toute évidence, ce paramètre peut changer en fonction de la performance souhaitée du MEMS.

Comme nous l'avons expliqué précédemment, le pronostic est divisé en deux phases : l'apprentissage et la prédiction. Durant la phase d'apprentissage, l'état du MEMS (*Probability Density Function (PDF)* du HI) à l'instant k est estimé en utilisant le modèle de dégradation et l'état à l'instant $k - 1$. Les paramètres du modèle sont ajustés en conséquence. Les mesures disponibles sont utilisées dans l'étape de mise à jour du filtre pour mettre à jour les poids des particules. Ce processus dure jusqu'à ce qu'une prédiction est requise à l'instant t_p . À cet instant, la PDF estimée du HI se propage jusqu'à ce qu'elle atteigne le FT à t_f . La différence entre t_f et l'instant de début de prédiction t_p donne la PDF du RUL.

Afin de détailler les résultats du pronostic, nous proposons d'utiliser dans un premier temps les données du MEMS 4 de la deuxième campagne. Le paramétrage décrit précédemment est utilisé pour effectuer des estimations RUL. Pour construire l'évolution du RUL dans le temps, la prédiction est déclenchée à plusieurs longueurs d'apprentissage. Cette présentation permet d'avoir une idée de l'horizon de prédiction de notre approche de pronostic. La figure 5.31 présente un exemple de prédiction pour un apprentissage de 60 jours. Le HI estimé est représenté par un intervalle de confiance pour comparaison avec les valeurs actuelles. Ce HI est obtenu en représentant le sommet de la distribution des particules à chaque instant, alors que les bords de l'intervalle de confiance sont obtenus par les extrémités de cette distribution. Le RUL estimé correspond à la médiane de la distribution du RUL. La médiane est choisie plutôt que le RUL moyen car elle donne des estimations précoces et une meilleure précision quand il y a plus de données disponibles. Dans le contexte du PHM, il est préférable d'avoir des estimations précoces plutôt que des estimations en retard pour éviter des interventions tardives de maintenance [130].

La figure 5.32 présente l'évolution de la durée de vie résiduelle dans le temps. Seuls les résultats obtenus avec des apprentissages supérieurs ou égaux à 37 jours permet-

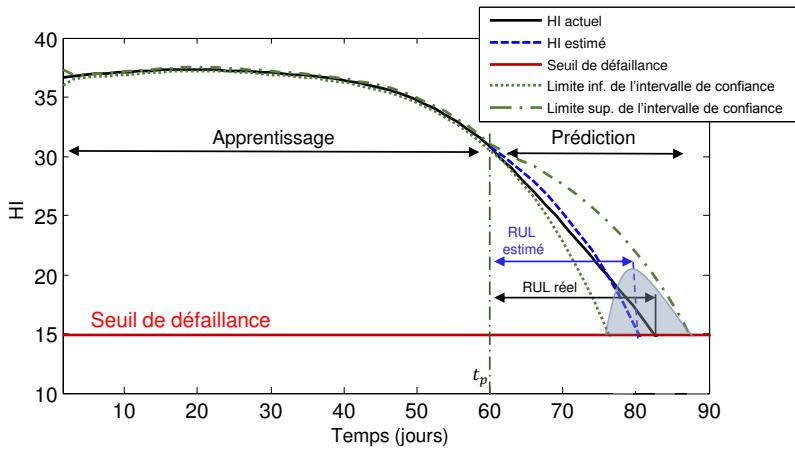


FIGURE 5.31 – Exemple de prédition pour un apprentissage de 60 jours.

tant d'avoir des bonnes prédictions sont proposés. Les résultats antérieurs présentent des larges erreurs. En effet, avec des petits apprentissages, la quantité des données disponibles n'est pas suffisante pour apprendre le modèle et estimer ses paramètres. Nous remarquons que la précision des estimations augmente avec le temps dû au fait qu'il y a plus de données disponibles. En outre, les incertitudes de l'estimation diminuent avec le temps. Ceci est illustré sur la figure 5.33, qui présente l'évolution de la PDF du RUL dans le temps (seulement quelques PDF sont tracées pour plus de lisibilité).

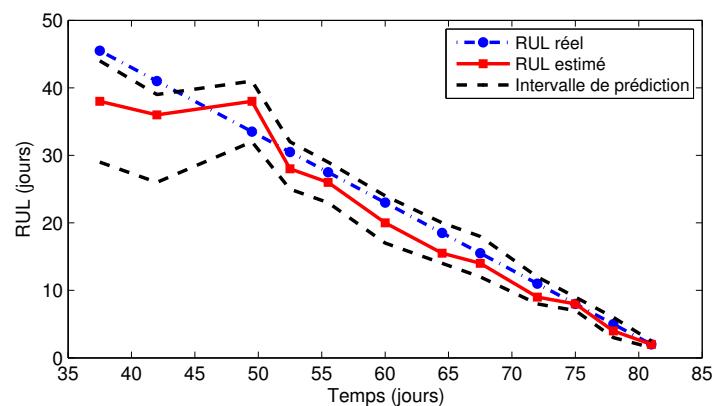


FIGURE 5.32 – Évolution du RUL dans le temps.

Pour confirmer la performance de l'approche de pronostic proposée et du modèle de dégradation généré, nous avons appliqué le filtre particulaire sur toutes les valves MEMS testées dans les trois campagnes de test. Seule l'évolution de la durée de vie résiduelle dans le temps des valves testées dans la deuxième campagne est considérée pour discuter les résultats (figure 5.34). De même que dans l'exemple présenté précédemment, seules les bonnes prédictions sont présentées.

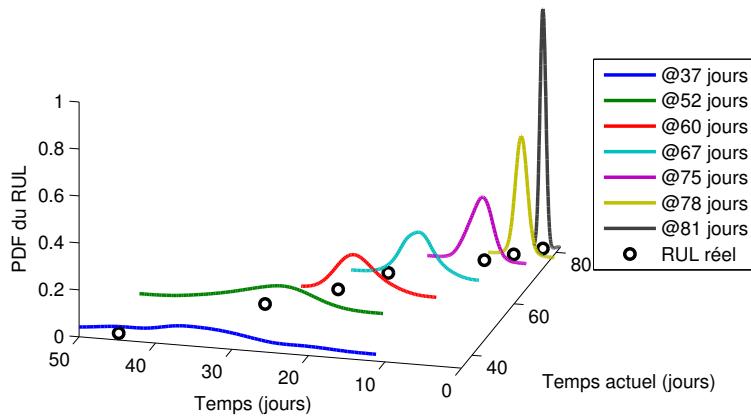


FIGURE 5.33 – Évolution de la PDF du RUL dans le temps.

Les prédictions de durées de vie résiduelles sont prometteuses. En effet, nous avons des erreurs relatives faibles et des grandes valeurs de l'horizon de prédition (des prédictions à long terme) (tableau 5.7). Par exemple, l'erreur relatives maximum pour le MEMS 3, pour un apprentissage supérieur à 40 jours, est de 2 jours. Cela signifie que pour un horizon de prédition de 18 jours, le RUL peut être estimé avec une erreur inférieure à 9%.

Les résultats du pronostic obtenus montrent ainsi le bon fonctionnement de l'approche de pronostic proposée et valident sa performance.

TABLE 5.7 – Erreur maximum relative et horizon de prédition.

MEMS	App. > à (jours)	Erreur max. (jours)	%	Horizon (jours)
1	44	1	< 10%	13
2	59	2	< 12%	16
3	40	2	< 9%	18
4	50	3	< 14%	31

Remarque : 5

Des MEMS de la même famille fonctionnant dans les mêmes conditions n'ont pas la même durée de vie (RUL différent). Cela conforte encore une fois l'intérêt du PHM par rapport à la fiabilité.

Après avoir obtenu les résultats du pronostic, nous allons simuler la décision post-pronostic en ligne dans le convoyeur à base de MEMS. Les résultats du pronostic vont être intégrés dans le simulateur *DiMEMS*, présenté dans le chapitre précédent. Pour

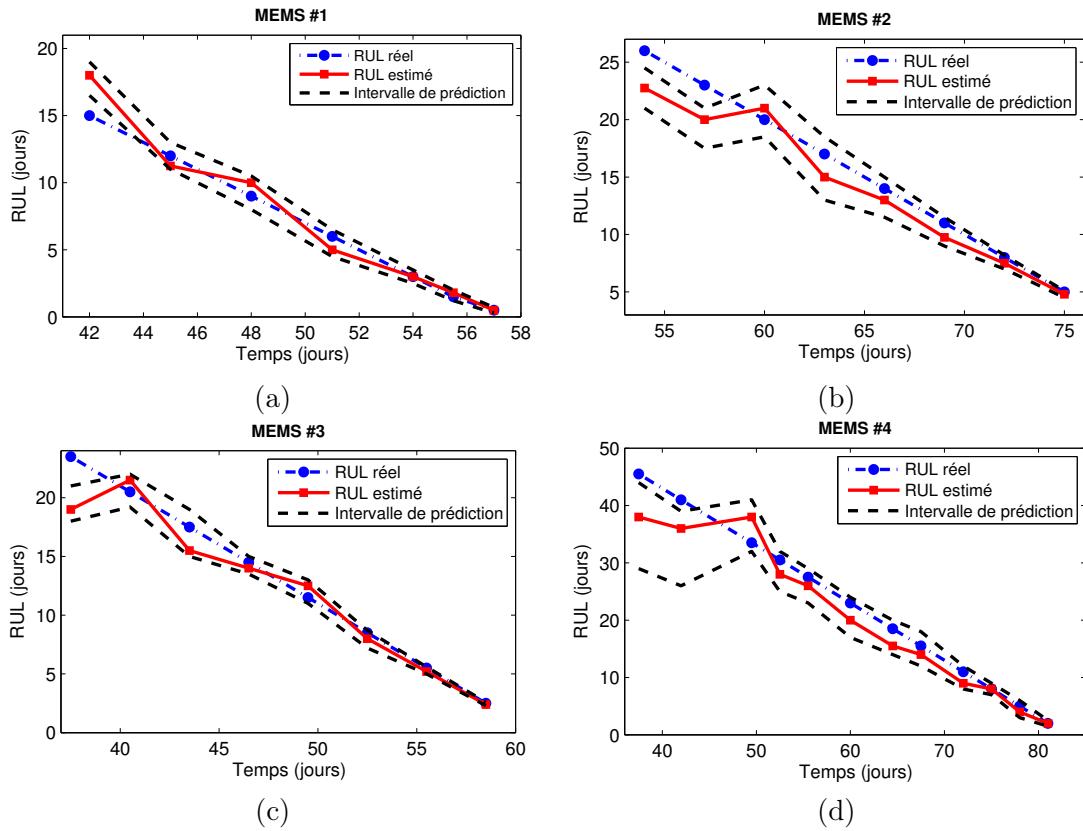


FIGURE 5.34 – Estimation du RUL pour tous les MEMS.

rappel, l'objectif est d'utiliser les données du pronostic pour maximiser la durée de vie du convoyeur et maintenir un niveau de performance le plus longtemps possible.

5.4 Décision post-pronostic

La même modélisation du convoyeur, présentée dans le chapitre précédent, est considérée. Le convoyeur est composé d'un ensemble de *smart blocks* contenant chacun 4 valves MEMS. Chaque valve MEMS contrôle le flux d'air dans une direction. Nous notons par $M_{k,i}$ la valve dans le bloc b_k qui contrôle le flux d'air dans la direction d_i (figure 5.35). Les caractéristiques de chaque direction (valeur de RUL et valeur de temps de transfert) correspondent à ceux de la valve qui contrôle le flux d'air dans cette direction.

5.4.1 Mise en œuvre dans le simulateur DiMEMS

Avant d'expliquer la génération des valeurs de la surface et les différents scénarios de simulation, il est nécessaire de fixer le cadre de la simulation. Ce cadre est défini par les hypothèses suivantes :

- un objet couvre un seul bloc ;

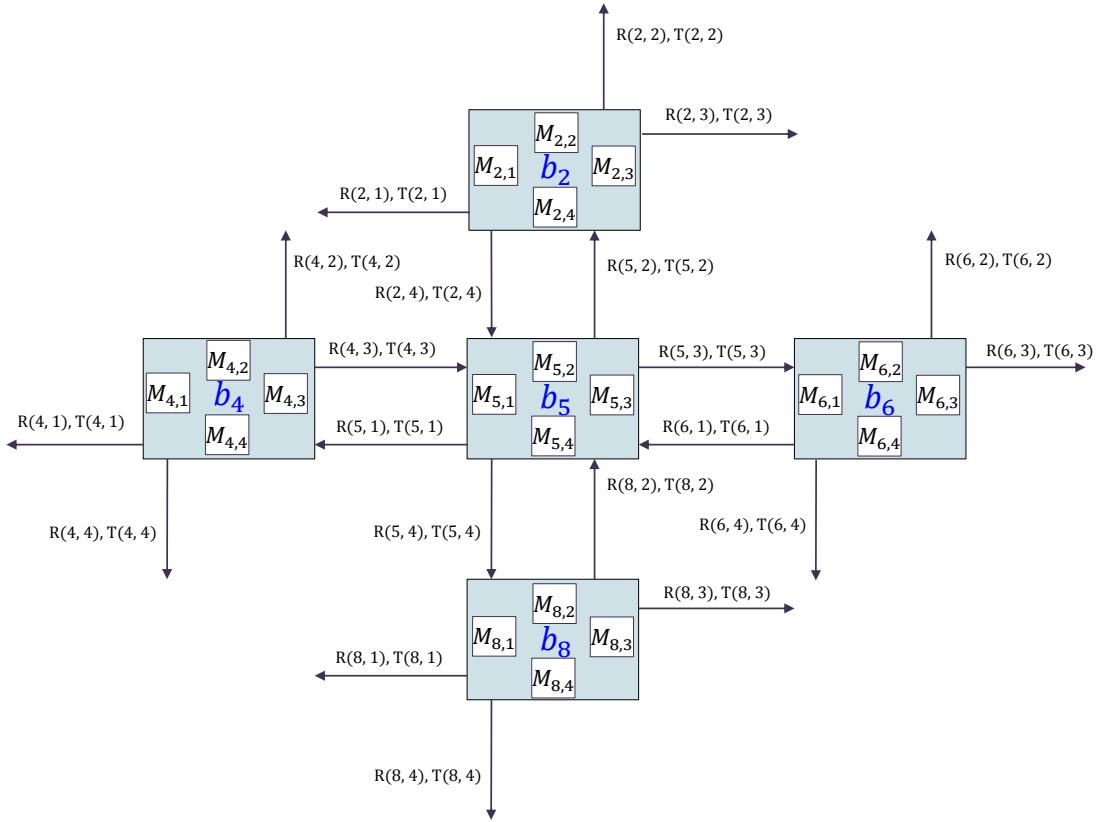


FIGURE 5.35 – Illustration de la connexion entre les blocs contenant quatre valves MEMS.

- plusieurs objets peuvent être sur la surface en même temps ;
- le temps entre l'envoi de deux objets est suffisant pour éviter la rencontre des objets ;
- chaque direction est caractérisée par le modèle de dégradation suivant :

$$HI_t(N_t(k, i)) = ae^{bN_t(k, i)} + ce^{dN_t(k, i)} \quad (5.13)$$

où $N_t(k, i)$ correspond au nombre de cycles réalisés par la valve MEMS $M_{k,i}$ du bloc b_k dans la direction d_i , où $i \in \{1, 2, 3, 4\}$, jusqu'à l'instant t ;

- le temps de transfert est constant et le même dans toutes les directions :

$$T_t(k, i) = cst \quad (5.14)$$

Les résultats expérimentaux ont confirmé qu'il est possible avec un système de commande de maintenir le même déplacement de la membrane en jouant sur la tension et donc le même temps de transfert (flux d'air constant). À titre d'exemple, sur la figure 5.36, nous avons tracé le déplacement en fonction de la tension d'entrée à différents nombres de cycles. Nous remarquons que pour un MEMS dégradé il faut appliquer plus de tension pour avoir le même déplacement à son état initial.

Par exemple, pour obtenir un déplacement de $40 \mu\text{m}$, il faut appliquer environ 7 V au début de la vie du MEMS. Après 10 millions de cycles, il faut appliquer plus de 10 V pour avoir le même déplacement.

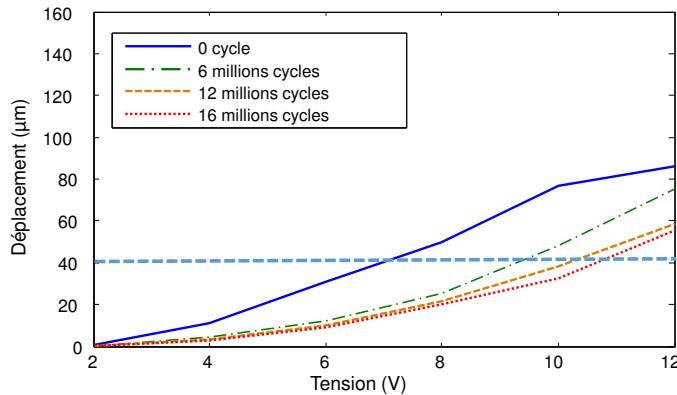


FIGURE 5.36 – Déplacement en fonction de la tension d’entrée à différents nombres de cycles réalisés (pour une seule valve testée).

Le changement de la tension d’entrée ne conduit à aucun changement dans l’algorithme de pronostic. Quel que soit la tension d’entrée, le filtre particulier utilise les données de surveillance disponibles pour mettre à jour les paramètres du modèle de dégradation, qui est générique pour toutes les valves MEMS.

- les données sont supposées disponibles ;
- pour le pronostic, le seuil de défaillance est égal à 60% de la valeur initiale du HI ;
- puisque le MEMS peut effectuer plus de 10 millions de cycles, le RUL est exprimé en jours pour obtenir les résultats plus rapidement (1 jour = 86 400 cycles). Nous supposons que le passage d’un objet dans une direction correspond à 86 400 cycles (au lieu d’un seul cycle) réalisés par le MEMS qui contrôle le flux d’air dans cette direction.

5.4.1.1 Génération des données

Les résultats expérimentaux ont permis de définir un modèle de dégradation générique pour la valve MEMS (équation 5.11). Les paramètres de ce modèle (a , b , c et d) diffèrent d’une valve à une autre. Pour générer les données dans les simulations, nous avons utilisé les valeurs des paramètres du modèle exponentiel des valves MEMS testées dans la deuxième campagne (tableau 5.5).

Dans la pratique, le RUL est estimé en utilisant le modèle de dégradation, les données disponibles et le filtre particulier. L’implémentation du filtre particulier dans le simulateur *DiMEMS* n’a d’intérêt que lorsque les données à l’entrée sont des données réelles. Puisque, nous proposons d’utiliser les résultats du pronostic obtenus pour réaliser des simulations, nous avons établi une relation entre l’évolution du HI et le RUL

en se basant sur les résultats du pronostic obtenus plutôt que d'implémenter le filtre particulaire :

$$R_t(k, i) = \alpha e^{\beta H I_t(k, i)} \quad (5.15)$$

où $\alpha = 0.2489$ et $\beta = 0.1575$

Pour générer les données de la surface, tous les paramètres (a, b, c, d, α et β) sont multipliés par une valeur aléatoire afin d'obtenir différentes caractéristiques des MEMS.

5.4.1.2 Scénarios de simulation

Dans le but de trouver la meilleure utilisation du convoyeur, en se basant sur les données du pronostic, plusieurs scénarios de simulation ont été utilisés.

– **Scénario 1** : dans le premier scénario, les simulations consistent à transférer des objets à partir d'une source donnée (un bloc sur un côté de la surface) vers une destination donnée (un bloc sur le côté opposé de la surface). La simulation s'arrête quand il y a un seul MEMS défaillant dans la surface. Quatre types de simulation sont effectués :

1. RUL comme critère principal sans décision ;
2. temps de transfert comme critère principal sans décision ;
3. RUL comme critère principal avec décision ;
4. temps comme critère principal avec décision.

Faire la simulation sans décision signifie que seul le bloc source exécute l'algorithme de décision une seule fois quand il reçoit le premier objet pour trouver le premier chemin reliant la source à la destination. Les autres blocs n'exécutent pas l'algorithme de décision. S'ils détectent un objet, ils le transfèrent au bloc suivant (selon le premier chemin) et mettent à jour leurs valeurs. Ainsi, tous les objets prennent le premier chemin trouvé par le bloc source.

Faire la simulation avec décision signifie que chaque bloc de la surface exécute l'algorithme de décision quand il reçoit un objet.

Pour comparer les différentes simulations, la même surface initiale est utilisée.

– **Scénario 2** : dans ce scénario, deux types de simulations sont effectués avec décision :

1. le premier type consiste à alterner le transfert d'objets à partir des sources (tous les blocs sur un côté de la surface) vers une destination située sur le côté opposé aux sources. De même que pour le premier scénario, la simulation s'arrête quand il y a un seul MEMS défaillant dans la surface. Plusieurs simulations ont été réalisées avec différentes destinations ;
2. le deuxième type de simulation consiste à alterner le transfert d'objets à partir des sources vers les destinations qui permettent d'avoir les meilleurs chemins en terme de RUL ou de temps de transfert selon le critère principal optimisé. Nous avons ainsi modifié l'algorithme de décision pour qu'il trouve ces « meilleures » destinations.

- **Scénario 3** : un seul type de simulation a été effectué. Il consiste à alterner le transfert d'objets à partir des sources vers les « meilleures » destinations. Dans ce scénario, le transport d'objets continue même avec des MEMS défaillants dans la surface. Les blocs contenant des MEMS défaillants sont évités grâce à l'algorithme de décision. La simulation s'arrête uniquement quand il n'y a plus de chemin possible.

Par ailleurs, il y a deux types de surface initiale dans les simulations : homogène et hétérogène. Une surface initiale est dite homogène lorsque tous les MEMS ont presque le même niveau de dégradation. Cela signifie qu'ils ont des valeurs de RUL et de temps de transfert presque égales. Une surface initiale est dite hétérogène lorsque les MEMS ont des niveaux de dégradation différents.

Le tableau 5.8 résume les différents scénarios de simulation. Pour chaque scénario, nous avons fait plusieurs simulations avec différentes dimensions de la surface. Nous avons déduit que les mêmes observations sont faites quel que soit la dimension de la surface. Ces observations sont discutées ci-après en se basant sur les résultats obtenus avec une surface rectangulaire de dimension 4 * 9 (36 blocs, 144 MEMS).

TABLE 5.8 – Différents scénarios de simulation.

Scénario	Surface initiale	Simulation
Scénario 1	Homogène	<p>La simulation s'arrête quand il y a un seul MEMS défaillant</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. RUL comme critère principal sans décision 2. Temps de transfert comme critère principal sans décision 3. RUL comme critère principal avec décision 4. temps de transfert comme critère principal avec décision
Scénario 2	Homogène	<p>La simulation s'arrête quand il y a un seul MEMS défaillant</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Alterner les sources et transférer vers une destination donnée 2. Alterner les sources et transférer vers les meilleures destinations
Scénario 3	Hétérogène	<p>La simulation s'arrête quand il n'y a plus de chemin possible</p> <ul style="list-style-type: none"> – Alterner les sources et transférer vers les meilleures destinations

5.4.2 Résultats

Nous débutons avec le **scénario 1**. La figure 5.37 présente un exemple de résultat de simulation obtenu avec une surface de dimension $4 * 9$. Cet exemple montre l'apport de la décision. En effet, le nombre d'objets ayant pu être transportés est beaucoup plus important lorsque le chemin peut évoluer en cours de simulation (lorsque l'algorithme de décision est utilisé par tous les blocs). Cela démontre que la stratégie de décision permet d'améliorer la durée de vie de l'ensemble du système distribué. Dans ce scénario, les mêmes observations sont faites indépendamment du critère optimisé (RUL ou temps de transfert).

Même avec la décision, nous avons seulement 69 objets transportés. Ceci peut être expliqué par le fait que la source et la destination sont les plus utilisées et les MEMS correspondant se dégradent plus rapidement car ils sont davantage sollicités.

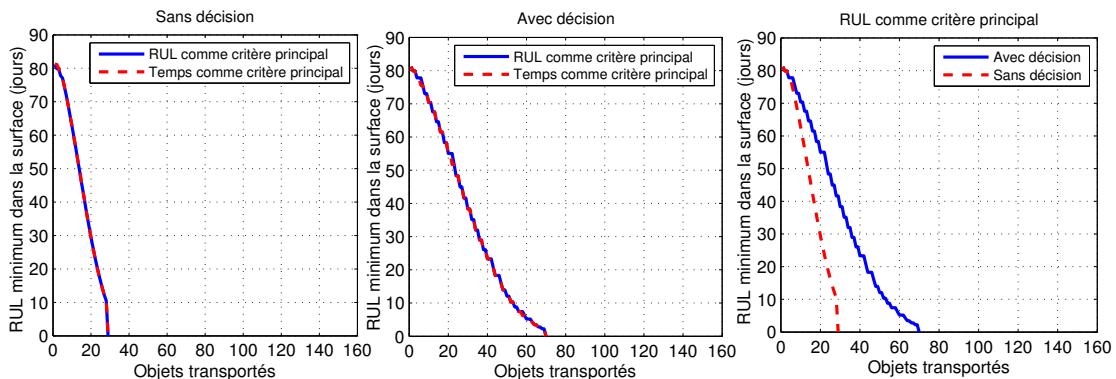
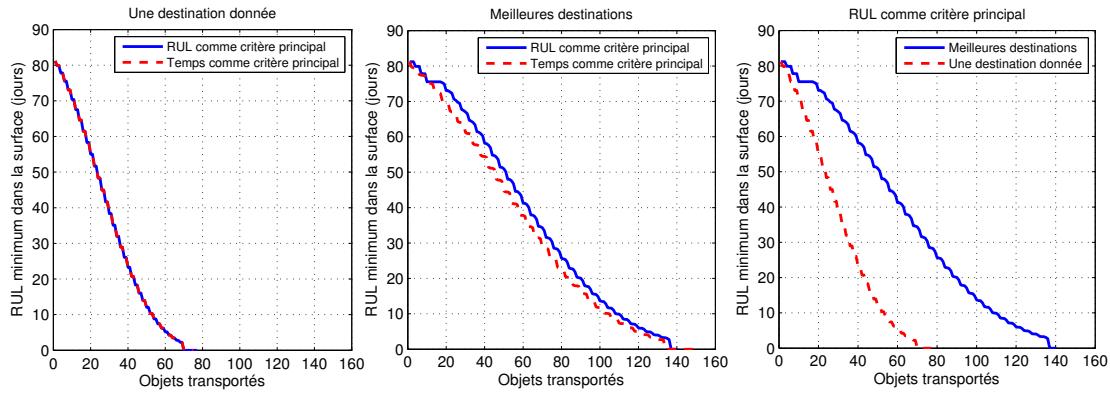


FIGURE 5.37 – Scénario 1 : surface initiale homogène de dimension $4 * 9$.

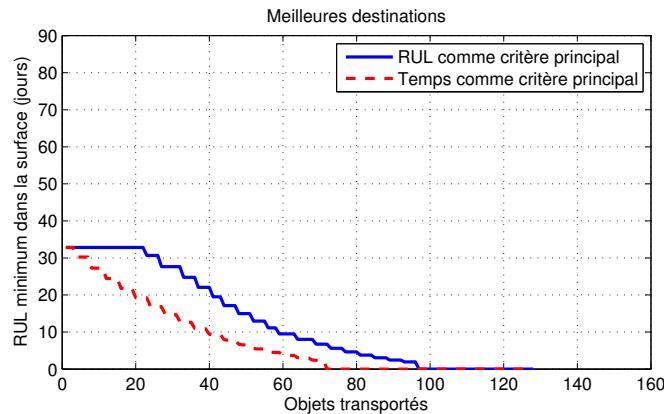
Dans le **scénario 2** (figure 5.38), la décision consiste, grâce à l'algorithme de décision, à transférer les objets vers les « meilleures » destinations. Cela a permis de prolonger la durée de vie de la surface et de transporter plus d'objets. De même que dans le scénario précédent, il n'y a pas une grande différence entre l'optimisation du RUL comme critère principal ou le temps de transfert.

Les deux premiers scénarios, dans lesquels la surface initiale est homogène, ont montré que la décision a permis de maximiser la durée de vie du système distribué. En effet, en alternant les sources et en transférant les objets vers les « meilleures » destinations, nous transportons beaucoup plus d'objets.

Les résultats du troisième scénario (figure 5.39), dans lequel nous avons utilisé une surface initiale hétérogène, ont montré qu'il est préférable d'optimiser le RUL comme critère principal plutôt que le temps de transfert. Cela a permis de maximiser la durée de vie la surface et d'optimiser son utilisation. En effet, avec le RUL comme critère principal, nous transportons plus d'objets et nous avons moins de MEMS défaillants à la fin de la simulation. Le premier MEMS tombe en panne après 92 objets. Toutefois, lorsque nous optimisons le temps de transfert, le premier MEMS tombe en panne après seulement 71 objets. En outre, avec le temps comme critère principal, nous avons 14 MEMS

FIGURE 5.38 – Scénario 2 : surface initiale homogène de dimension $4 * 9$.

défaillants à la fin de la simulation contre seulement 5 avec le RUL après le transport du même nombre d'objets (figure. 5.40).

FIGURE 5.39 – Scénario 3 : surface initiale hétérogène de dimension $4 * 9$.

Les résultats des simulations ont permis alors de démontrer le rôle de la décision dans la maximisation de la durée de vie d'un système modulaire distribué et l'optimisation de son utilisation. En effet, dans le cas du convoyage, il est préférable :

- d'alterner les sources ;
- de transférer les objets vers les « meilleures » destinations ;
- d'optimiser le RUL comme critère principal ;
- d'optimiser le temps de transfert en cas de plusieurs chemins avec la même valeur de RUL pour prendre le chemin le plus rapide.

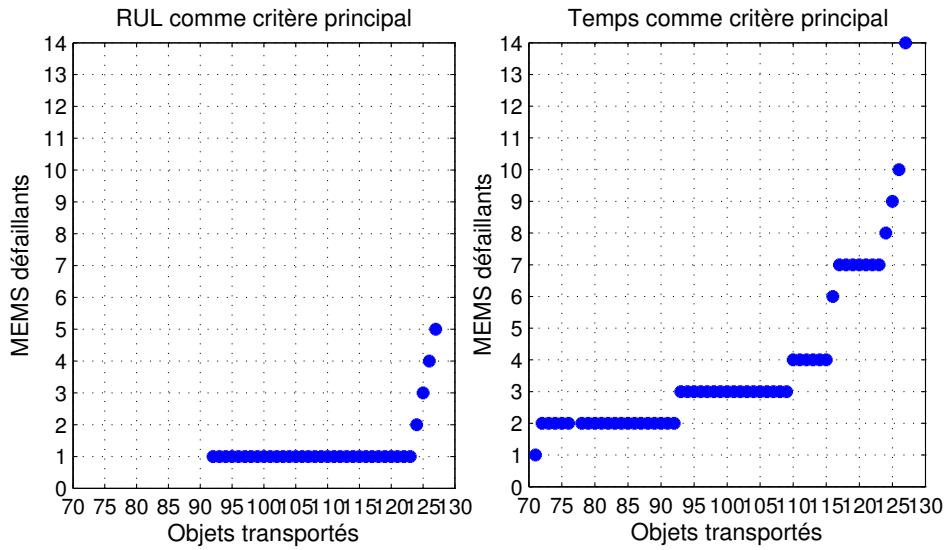


FIGURE 5.40 – Nombre de MEMS défaillants en fonction du nombre d'objets transportés.

5.5 Conclusion

La valve MEMS à actionnement électrothermique qui a fait l'objet de notre étude ainsi que le convoyeur à base de MEMS distribués ont été présentés au début de ce chapitre d'application. Le convoyeur est composé d'un ensemble de *smart blocks* contenant chacun quatre valves MEMS qui contrôlent le flux d'air dans les quatre directions. Une conception ainsi qu'un prototype fabriqué du *smart block* ont été présentés. Les éléments critiques du système de convoyage sont les valves MEMS. Nous avons alors mis en œuvre l'approche de pronostic proposée sur la valve MEMS. Dans un premier temps, nous avons modélisé la valve et avons défini son modèle de comportement nominal. Dans un deuxième temps, afin d'acquérir les données de surveillance, de valider le modèle de comportement nominal du MEMS, d'identifier les paramètres et de définir son modèle de dégradation, nous avons mis en place une plateforme expérimentale. Plusieurs campagnes de test de vieillissement accéléré ont été effectuées et dans chacune les données ont été recueillies de manière régulière. Les données expérimentales collectées ont montré l'importance de l'application du PHM aux dispositifs MEMS. Elles ont aussi permis de sélectionner un indicateur de santé physique, à savoir la compliance. L'évolution de cet indicateur dans le temps est approximée par un modèle empirique, un modèle double exponentiel, qui correspond au modèle de dégradation de la valve MEMS. Dans un troisième temps, ce modèle a été utilisé par le filtre particulaire *SIR* pour faire le pronostic. Cette méthode a permis d'avoir des estimations précises du RUL.

Dans le but de maximiser la durée de vie du convoyeur et d'assurer la continuité de son fonctionnement, nous avons intégré les résultats du pronostic dans le simulateur *DiMEMS* et avons mis en œuvre la stratégie de décision distribuée. Plusieurs scénarios de simulation ont été réalisés et ont montré la performance de l'algorithme de décision

et l'importance de la décision post-pronostic dans la maximisation de la durée de vie du système et l'optimisation de son utilisation.

Conclusions et perspectives

Conclusions

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont porté sur le *Prognostics & Health Management* (PHM) des *Micro-Electro-Mechanical Systems* (MEMS) distribués.

À l'heure actuelle, un des freins majeurs au développement des MEMS est leur fiabilité, ce qui est souvent critique pour la fiabilité des systèmes dans lesquels ils contribuent à des rôles importants. Afin de recommander des décisions conduisant à l'allongement de la durée de vie des systèmes contenant des MEMS, nous avons proposé le développement du PHM des MEMS.

Le processus PHM est devenu un élément important pour assurer la fiabilité des systèmes tout en réduisant les coûts des interventions et des pannes. Il est de plus en plus appliqué à des systèmes et des composants industriels tels que les roulements, les batteries, les éoliennes, etc. Contrairement à ces macro-systèmes, l'application de PHM aux MEMS nécessite la prise en compte de plusieurs spécificités que nous avons identifiées dans ce mémoire.

Dans les deux premiers chapitres, nous avons introduit les notions de PHM et de MEMS. Une étude bibliographique a été faite sur les différents modules de PHM, suivie d'une étude plus poussée sur le pronostic et ses différentes approches. Un survol sur les MEMS et les travaux de recherche traitant de leur fiabilité est aussi présenté. Cela a permis de mettre en évidence l'avantage de travailler sur le PHM des MEMS plutôt que sur leur fiabilité prédictive. En effet, contrairement à la fiabilité prédictive, le PHM utilise des données de surveillance acquises au cours du fonctionnement du système pour évaluer son état de santé à tout instant, estimer sa durée de vie résiduelle (RUL) et prendre les décisions appropriées en conséquence. Il permet ainsi d'anticiper les défaillances dans le système et de prolonger sa durée de vie.

Le pronostic des MEMS a constitué la première problématique de nos travaux. En s'appuyant sur les connaissances acquises dans le domaine des macro-systèmes et en

tenant compte des spécificités du micro-monde, nous avons proposé une approche de pronostic hybride pour les MEMS. Cette approche nécessite une instrumentation de surveillance, une connaissance suffisante sur le MEMS étudié pour construire son modèle de comportement nominal et sur son utilisation pour définir un seuil de défaillance. L'approche proposée repose sur deux phases : une phase hors ligne et une phase en ligne. Dans la première phase, conduite hors ligne, on commence par la construction d'un modèle de comportement nominal simplifié mais représentatif. Ensuite, pour étudier le comportement du MEMS et définir son modèle de dégradation, des données de surveillance fiables et exploitables sont nécessaires. Cela nécessite la mise en place d'une plateforme expérimentale et la réalisation des tests de vieillissement accéléré. Pour ce faire, deux challenges doivent être relevés. Le premier challenge concerne l'identification des grandeurs à surveiller et des instruments nécessaires pour le faire. Le deuxième challenge concerne la fixation du dispositif miniature pour le surveiller et réaliser des tests de vieillissement accéléré. L'analyse des données issues des tests de vieillissement accéléré permet de sélectionner un indicateur de santé physique (*Health Indicator : HI*) permettant de suivre la dégradation du MEMS. L'évolution au cours du temps de ce *HI* peut ensuite être approximée par un modèle empirique pour définir un modèle de dégradation du MEMS. Dans la deuxième phase, réalisée en ligne, les paramètres du modèle empirique de dégradation sont inconnus et doivent être estimés comme une partie de l'étape de pronostic. Pour ce faire, nous avons proposé d'utiliser le filtrage particulaire. Cet outil permet d'estimer et d'ajuster les paramètres du modèle de dégradation et donc d'estimer l'état de santé actuel du système. Il permet aussi de projeter cet état dans le futur et de gérer les incertitudes dans les paramètres du modèle de dégradation et la phase de pronostic.

L'approche de pronostic proposée peut être appliquée à différentes catégories de MEMS. Dans ces travaux, nous l'avons appliquée à une valve MEMS. Nous avons tout d'abord commencé par la construction du modèle de comportement nominal de la valve. La modélisation physique a permis d'obtenir un modèle de premier ordre. Ensuite, nous avons mis en place une plateforme expérimentale contenant les instruments nécessaires pour surveiller les valves MEMS et réaliser des tests de vieillissement accéléré. Plusieurs campagnes de tests ont été réalisées dans lesquelles des valves MEMS ont été testées. Les données collectées des différentes campagnes ont montré que les valves, testées dans les mêmes conditions, n'ont pas le même comportement et qu'elles ne se dégradent pas de la même manière. Cela conforte notre proposition de travailler sur le PHM des MEMS. La compliance (la souplesse ou l'inverse de la raideur) de la valve a été sélectionnée comme indicateur de santé physique. L'évolution dans le temps de ce paramètre est approximée par un modèle empirique (double exponentiel) qui définit le modèle de dégradation de la valve MEMS.

Dans le but de réaliser le pronostic de la valve MEMS, nous avons intégré le modèle de dégradation dans l'algorithme du filtre particulaire *SIR* avec les données expérimentales. Les estimations précises du RUL ont permis de valider l'efficacité et la performance de l'approche de pronostic proposée.

La deuxième problématique de nos travaux de recherche a concerné la décision post-pronostic. Cette dernière consiste à utiliser les résultats produits par l'étape de pronostic pour mettre en place un plan d'actions incluant les interventions de maintenance, la

reconfiguration de missions et/ou du système et la commande. La majeure partie des travaux traitant de la décision post-pronostic se concentrent sur des applications mettant en jeu un seul système ou équipement. Contrairement à ces travaux, nous avons considéré un ensemble d'équipements (ou modules) autonomes qui communiquent entre eux et interagissent les uns avec les autres afin de remplir une mission commune. Plus précisément, nous avons traité de la décision post-pronostic dans les systèmes modulaires distribués.

La maintenance d'un système modulaire distribué est une tâche qui n'est pas facile à réaliser au cours du fonctionnement. Pour cela, nous avons cherché à recommander des actions permettant au système de remplir sa mission le plus longtemps possible et donc à repousser les interventions de maintenance. Un système modulaire distribué peut être divisé en deux niveaux : le module et le système global. Selon la stratégie proposée, les décisions à prendre sont la commande pour le niveau module et la reconfiguration de missions pour le niveau système global.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons appliqué cette stratégie à un convoyeur modulaire à base de MEMS distribués. Ce système est conçu pour transporter des objets sans contact, par lévitation pneumatique. Il est composé d'un ensemble de blocs décentralisés et autonomes, appelés *smart blocks*. Le transport d'objets dans ce convoyeur se fait par le flux d'air contrôlé par les valves MEMS que contient chaque *smart block*. Ces blocs sont de forme cubique et sont connectables les uns avec les autres dans les quatre directions pour former une surface de convoyage de forme adaptable (linéaire, carrée, rectangulaire ou quelconque). La forme du convoyeur dépend de sa mission et du contexte dans lequel il est utilisé.

Un des objectifs de cette thèse a été d'ajouter aux blocs une capacité d'évaluation de l'état de santé, d'estimation du RUL et de prise de décision post-pronostic. Nous visons à optimiser l'utilisation du convoyeur et à assurer la continuité de son fonctionnement en prenant des décisions en fonction de l'état de santé de ses blocs. Pour ce faire, nous avons proposé d'appliquer l'approche de pronostic proposée aux valves MEMS, qui sont les éléments critiques dans le convoyeur, et la stratégie de décision post-pronostic en utilisant les résultats du pronostic.

La mission du convoyeur est de transporter des objets par lévitation pneumatique. Cette mission se traduit par la recherche du chemin permettant d'aller d'un bloc source à un bloc destination. Le convoyage d'un objet peut ainsi être caractérisé par un chemin qui correspond à un ensemble de blocs qui ont participé au transport de l'objet. Chaque bloc dans le convoyeur stocke deux valeurs pour chacune de ses quatre valves MEMS, à savoir le RUL et le temps de transfert. Le RUL correspond au nombre de cycles que le MEMS peut réaliser avant la fin de sa vie. Le temps de transfert est le temps que met un objet pour traverser un bloc suite à un actionnement d'une valve dans ce bloc. Ces valeurs sont les résultats de l'exécution de l'algorithme de pronostic dans le bloc. L'objectif est de trouver le chemin qui permet de mieux optimiser l'utilisation du système de convoyage et de maximiser sa durée de vie. Pour ce faire, nous avons développé un algorithme distribué de décision basé sur un algorithme de *Dijkstra* modifié et la communication entre les blocs. Cet algorithme a permis de trouver le chemin optimal en terme de RUL ou de temps de transfert.

Nous avons aussi développé un simulateur distribué *DiMEMS* écrit en langage *Java* qui intègre l'algorithme distribué de décision et les résultats de pronostic obtenus. Les résultats de simulation ont montré l'importance de la décision post-pronostic dans la maximisation de la durée de vie du système considéré et l'optimisation de son utilisation.

Pour conclure, nous avons implémenté un cycle complet de PHM, allant de l'acquisition des données, à l'estimation de l'état de santé et de la durée de vie résiduelle jusqu'à la décision post-pronostic. Nous avons proposé une approche de pronostic hybride pour les MEMS et une stratégie de décision post-pronostic pour les systèmes modulaires distribués. Une application dans un système à base de MEMS distribués a été développée. Les résultats obtenus ont permis de valider la performance de l'approche de pronostic et de la stratégie de décision post-pronostic.

Perspectives

Le chemin est encore long avant de pouvoir implémenter le PHM dans un système contenant des MEMS. De nombreuses perspectives de développement découlent de ces travaux de thèse. Ces perspectives peuvent être divisées en deux volets : 1) le volet pronostic et 2) le volet décision distribuée.

Pronostic

- Le modèle de comportement nominal a été obtenu en posant des hypothèses restrictives. Une modélisation physique plus fine pourrait permettre de sélectionner d'autres indicateurs de santé (*HI*). Ceci nous permettra peut être de mieux suivre l'évolution de la dégradation du MEMS.
- Une des spécificités des MEMS est la difficulté de les instrumenter pour les surveiller et acquérir les données caractérisant leur état de santé. Dans les travaux présentés dans ce manuscrit, les données ont été acquises hors ligne (sur une plateforme expérimentale), puis utilisées pour le pronostic. Afin de faire le pronostic en ligne (au cours du fonctionnement du convoyeur), nous envisageons d'instrumenter les *smart blocks* avec des capteurs permettant d'acquérir des données de surveillance.
- Les données expérimentales collectées ont montré que les valves MEMS se dégradent de manière différente avant leur défaillance. Cela peut être dû à des anomalies différentes à l'intérieur des valves. Dans ces travaux de thèse, nous n'avons pas pu identifier les mécanismes de défaillance car nous n'avons pas accès à l'actionneur à l'intérieur de la valve MEMS. L'une des solutions possibles pour identifier les défaillances est d'ouvrir des valves MEMS défaillantes avec des techniques de micro-fabrication disponibles dans les salles blanches.
- Les différentes valves MEMS testées ont présenté des comportements différents et des durées de vie différentes. Afin d'améliorer le processus de pronostic, il serait intéressant d'adapter le seuil de défaillance aux données de surveillance acquises (seuil de défaillance dynamique).

Décision distribuée

- Nous avons défini de nombreuses hypothèses pour la prise de décision au niveau du convoyeur. Ces hypothèses devront être levées. Jusqu'à présent, nous n'avons pas pris en compte la forme et le poids de l'objet transporté et la collision entre les objets dans la prise de décision. Aussi, nous n'avons pas pris en compte la vitesse avec laquelle le bloc est transporté quand il change sa direction. Dans la pratique, le bloc ne peut pas changer la direction d'un objet qui arrive sur sa surface supérieure de manière immédiate. Cela nécessite peut-être l'actionnement de deux ou trois valves MEMS en même temps. Dans des travaux futurs, nous envisageons d'optimiser l'algorithme de décision pour qu'il prenne en compte le poids des objets transportés, leur vitesse et la collision entre les objets (modèle plus précis et plus réaliste).
- Un bloc de la surface de convoyage nécessite toutes les informations de la surface pour prendre la décision. Dans le cas d'une grande surface, la mémoire du *blinky block* peut devenir insuffisante pour stocker toutes les informations. Une des solutions possibles est d'adapter l'algorithme pour stocker les informations d'une partie de la surface (un ensemble de *smart blocks*) et prendre la décision dans cette partie.
- Nous envisageons aussi de tester d'autres algorithmes pour trouver le chemin optimal dans la surface de convoyage. Un des algorithmes que nous visons à mettre en œuvre est l'algorithme de colonies de fourmis.
- Enfin, une fois que les algorithmes de pronostic et de décision sont intégrés dans les *blinky blocks*, il serait intéressant de réaliser des expériences sur une surface composée de plusieurs *blinky blocks*.

Bibliographie

- [1] MIMOSA-CBM. Condition-Based Maintenance. <http://www.mimosa.org/mimosa-osa-cbm>. 13
- [2] ABU HANNA, A., LUCAS, P. J., ET AL. Prognostic models in medicine-ai and statistical approaches. *Methods of Information in Medicine* 40 (2001), 1–5. 17
- [3] AFNOR, N. Statistique et qualité, introduction à la fiabilité. *X NF* (1977), 06–501. 54
- [4] AK, R., LI, Y.-F., VITELLI, V., AND ZIO, E. A genetic algorithm and neural network technique for predicting wind power under uncertainty. In *Prognostics and System Health Management Conference PHM-2013* (2013), pp. 1–6. 25
- [5] AN, D., CHOI, J.-H., AND KIM, N. H. Prognostics 101 : A tutorial for particle filter-based prognostics algorithm using matlab. *Reliability Engineering & System Safety* 115 (2013), 161–169. 28, 75, 77, 143
- [6] ANDREWS, J. D., PRESCOTT, D. R., AND REMENYTE-PRESCOTT, R. A systems reliability approach to decision making in autonomous multi-platform systems operating a phased mission. In *Reliability and Maintainability Symposium, 2008. RAMS 2008. Annual* (2008), IEEE, pp. 8–14. 85
- [7] ARULAMPALAM, M. S., MASKELL, S., GORDON, N., AND CLAPP, T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. *Signal Processing, IEEE Transactions on* 50, 2 (2002), 174–188. 72, 73, 75
- [8] ASMAI, S. A., HUSSIN, B., AND YUSOF, M. M. A framework of an intelligent maintenance prognosis tool. In *Computer Research and Development, 2010 Second International Conference on* (2010), IEEE, pp. 241–245. 87
- [9] BALABAN, E., AND ALONSO, J. J. An approach to prognostic decision making in the aerospace domain. Tech. rep., DTIC Document, 2012. 84, 85, 86
- [10] BALABAN, E., NARASIMHAN, S., DAIGLE, M., CELAYA, J., ROYCHOUDHURY, I., SAHA, B., SAHA, S., AND GOEBEL, K. A mobile robot testbed for prognostics-enabled autonomous decision making. In *Annual conference of the prognostics and health management society* (2011), PHM Society Rochester, NY, pp. 15–30. 87

- [11] BALABAN, E., NARASIMHAN, S., DAIGLE, M., ROYCHOUDHURY, I., SWEET, A., BOND, C., AND GOROSPE, G. Development of a mobile robot test platform and methods for validation of prognostics-enabled decision making algorithms. *International Journal of Prognostics and Health Management* 4, 1 (2013). [87](#)
- [12] BALTZER, M., KRAUS, T., AND OBERMEIER, E. A linear stepping actuator in surface micromachining technology for low voltages and large displacements. In *Solid State Sensors and Actuators, TRANSDUCERS'97 Chicago., 1997 International Conference on* (1997), vol. 2, IEEE, pp. 781–784. [39](#)
- [13] BARALDI, P., COMPARE, M., SAUCO, S., AND ZIO, E. Ensemble neural network-based particle filtering for prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing* 41, 1 (2013), 288–300. [26](#), [75](#)
- [14] BARALDI, P., MANGILI, F., AND ZIO, E. A kalman filter-based ensemble approach with application to turbine creep prognostics. *Reliability, IEEE Transactions on* 61, 4 (2012), 966–977. [26](#)
- [15] BARROS, A., BÉRENGUER, C., AND GRALL, A. Optimization of replacement times using imperfect monitoring information. *Reliability, IEEE Transactions on* 52, 4 (2003), 523–533. [85](#), [86](#)
- [16] BARUAH, P., AND CHINNAM*, R. B. HMMs for diagnostics and prognostics in machining processes. *International Journal of Production Research* 43, 6 (2005), 1275–1293. [26](#)
- [17] BEADLE, E. R., AND DJURIC, P. M. A fast-weighted bayesian bootstrap filter for nonlinear model state estimation. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on* 33, 1 (1997), 338–343. [73](#)
- [18] BENKEDJOUH, T., MEDJAHER, K., ZERHOUNI, N., AND RECHAK, S. Health assessment and life prediction of cutting tools based on support vector regression. *Journal of Intelligent Manufacturing* 26, 2 (2015), 213–223. [68](#)
- [19] BERENGUER, C., AND GRALL, A. From rul prediction and prognosis to maintenance decision : Looking for the missing link. In *25th European Safety and Reliability Conference-ESREL 2015* (2015). [54](#)
- [20] BESNARD, F., AND BERTLING, L. An approach for condition-based maintenance optimization applied to wind turbine blades. *Sustainable Energy, IEEE Transactions on* 1, 2 (2010), 77–83. [86](#)
- [21] BOGDANOV, A., CHIU, S., GÖKDERE, L. U., AND VIAN, J. Stochastic optimal control of a servo motor with a lifetime constraint. In *Decision and Control, 2006 45th IEEE Conference on* (2006), IEEE, pp. 4182–4187. [87](#)
- [22] BOLE, B., TANG, L., GOEBEL, K., AND VACHTSEVANOS, G. Adaptive load-allocation for prognosis-based risk management. In *Annual conference of the prognostics and health management society* (2011), pp. 1–10. [86](#)
- [23] BONISSONE, P. P., AND IYER, N. Soft computing applications to prognostics and health management (phm) : leveraging field data and domain knowledge. In *Computational and ambient intelligence*. Springer, 2007, pp. 928–939. [85](#)

- [24] BOUTOUSTOUS, K., DEDU, E., AND BOURGEOIS, J. Simulation to help calibration of a MEMS sensor network. *International Journal of Pervasive Computing and Communications* (2010), 356–372. [90](#)
- [25] BOUTOUSTOUS, K., LAURENT, G. J., DEDU, E., MATIGNON, L., BOURGEOIS, J., AND FORT-PIAT, N. L. Distributed control architecture for smart surfaces. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on* (Oct 2010), pp. 2018–2024. [89](#)
- [26] BROWN, D. W., GEORGULAS, G., BOLE, B., PEI, H.-L., ORCHARD, M., TANG, L., SAHA, B., SAXENA, A., GOEBEL, K., AND VACHTSEVANOS, G. Prognostics enhanced reconfigurable control of electro-mechanical actuators. In *Annual conference of the prognostics and health management society* (2009), PHM Society Rochester, NY, pp. 1–17. [87](#)
- [27] BYINGTON, C. S., AND ROEMER, M. J. Prognostic enhancements to diagnostic systems for improved condition-based maintenance [military aircraft]. In *Aerospace Conference Proceedings, 2002. IEEE* (2002), vol. 6, IEEE, pp. 6–2815. [13](#)
- [28] CAMCI, F., VALENTINE, G. S., AND NAVARRA, K. Methodologies for integration of PHM systems with maintenance data. Tech. rep., DTIC Document, 2007. [85](#), [86](#)
- [29] CELAYA, J. R., SAXENA, A., AND GOEBEL, K. Uncertainty representation and interpretation in model-based prognostics algorithms based on kalman filter estimation. Tech. rep., DTIC Document, 2012. [18](#)
- [30] CHARLOT, B. *Modélisation de fautes et conception en vue du test structurel des microsystèmes*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, 2001. [ix](#), [47](#)
- [31] CHELIDZE, D., AND CUSUMANO, J. P. A dynamical systems approach to failure prognosis. *Journal of Vibration and Acoustics* 126, 1 (2004), 2–8. [23](#)
- [32] CHENG, S., AZARIAN, M., AND PECHT, M. Sensor system selection for prognostics and health monitoring. In *ASME 2008 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference* (2008), American Society of Mechanical Engineers, pp. 1383–1389. [xiii](#), [31](#)
- [33] CHENG, S., AND PECHT, M. A fusion prognostics method for remaining useful life prediction of electronic products. In *Automation Science and Engineering, 2009. CASE 2009. IEEE International Conference on* (2009), IEEE, pp. 102–107. [28](#)
- [34] COBLE, J., AND HINES, J. W. Applying the general path model to estimation of remaining useful life. *International Journal of Prognostics and Health Management Volume 2 (color)* (2011), 71. [16](#)
- [35] CONANT, R. A., AND MULLER, R. S. Cyclic fatigue testing of surface-micromachined thermal actuators. In *ASME Internation Mechanical Engineering Congress and Exposition* (1998), pp. 15–20. [132](#)
- [36] CONNALLY, J. A., AND BROWN, S. Micromechanical fatigue testing. *Experimental Mechanics* 33, 2 (1993), 81–90. [47](#)

- [37] DAHROUG, B., LAURENT, G. J., GUELPA, V., FORT-PIAT, L., ET AL. Design, modeling and control of a modular contactless wafer handling system. In *Robotics and Automation (ICRA), 2015 IEEE International Conference on* (2015), IEEE, pp. 976–981. [xi](#), [89](#), [117](#)
- [38] DALAL, M., MA, J., AND HE, D. Lithium-ion battery life prognostic health management system using particle filtering framework. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 225, 1 (2011), 81–90. [75](#)
- [39] DAMJANOVIC, D., AND NEWNHAM, R. Electrostrictive and piezoelectric materials for actuator applications. *Journal of intelligent material systems and structures* 3, 2 (1992), 190–208. [39](#)
- [40] DARDALHON, M. *Contribution à l'analyse de la fiabilité de microsystèmes : prise en compte des contraintes liées à l'environnement spatial*. PhD thesis, Université des Sciences et Techniques du Languedoc, Montpellier 2, France, 2003. [ix](#), [47](#)
- [41] DE BOER, M., TABBARA, M., DUGGER, M., CLEWS, P., AND MICHALSKE, T. Measuring and modeling electrostatic adhesion in micromachines. In *Solid State Sensors and Actuators, 1997. TRANSDUCERS'97 Chicago., 1997 International Conference on* (1997), vol. 1, IEEE, pp. 229–232. [46](#)
- [42] DELETTRE, A., LAURENT, G. J., LE FORT-PIAT, N., AND VARNIER, C. 3-dof potential air flow manipulation by inverse modeling control. In *2012 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)* (2012), IEEE, pp. 930–935. [121](#)
- [43] DIJKSTRA, E. W. *Communication with an automatic computer*. PhD thesis, University of Amsterdam, 1959. [94](#)
- [44] DKHIL, M., KHAROUTLY, M., BOLOPION, A., REGNIER, S., AND GAUTHIER, M. Closed-loop control of a magnetic particle at the air–liquid interface. *Automation Science and Engineering, IEEE Transactions on PP*, 99 (2015), 1–13. [126](#)
- [45] DONG, M., AND HE, D. A segmental hidden semi-markov model (HSMM)-based diagnostics and prognostics framework and methodology. *Mechanical systems and signal processing* 21, 5 (2007), 2248–2266. [26](#)
- [46] DOUCET, A., DE FREITAS, N., AND GORDON, N. An introduction to sequential Monte Carlo methods. In *Sequential Monte Carlo methods in practice*. Springer, 2001, pp. 3–14. [72](#)
- [47] DOUCET, A., GODSILL, S., AND ANDRIEU, C. On sequential Monte Carlo sampling methods for bayesian filtering. *Statistics and computing* 10, 3 (2000), 197–208. [72](#)
- [48] DOUGLASS, M. R. Lifetime estimates and unique failure mechanisms of the digital micromirror device (dmd). In *Reliability Physics Symposium Proceedings, 1998. 36th Annual. 1998 IEEE International* (1998), IEEE, pp. 9–16. [39](#)

- [49] DRAGOMIR, O. E., GOURIVEAU, R., DRAGOMIR, F., MINCA, E., AND ZERHOUNI, N. Review of prognostic problem in condition-based maintenance. In *Control Conference (ECC), 2009 European* (2009), IEEE, pp. 1587–1592. [25](#), [32](#)
- [50] EDMONDS, J., AND KARP, R. M. Theoretical improvements in algorithmic efficiency for network flow problems. *Journal of the ACM (JACM)* 19, 2 (1972), 248–264. [94](#)
- [51] EKER, O., CAMCI, F., AND JENNIONS, I. Major challenges in prognostics : Study on benchmarking prognostics datasets. *PHM Europe, 6th–8th July* (2012). [25](#), [32](#)
- [52] EL-BAZ, D., PIRANDA, B., AND BOURGEOIS, J. A distributed algorithm for a reconfigurable modular surface. In *Parallel & Distributed Processing Symposium Workshops (IPDPSW), 2014 IEEE International* (2014), IEEE, pp. 1591–1598. [89](#)
- [53] ELGHAZEL, W., MEDJAHER, K., ZERHOUNI, N., BAHI, J., FARHAT, A., GUYEUX, C., AND HAKEM, M. Random forests for industrial device functioning diagnostics using wireless sensor networks. In *Aerospace Conference, 2015 IEEE* (2015), IEEE, pp. 1–9. [87](#)
- [54] ENIKOV, E. T., AND LAZAROV, K. PCB-integrated metallic thermal micro-actuators. *Sensors and Actuators A : Physical* 105, 1 (2003), 76–82. [39](#)
- [55] FAURE, L. E. <http://www.lycee-morteau.org/>. [120](#)
- [56] FEARNHEAD, P., AND CLIFFORD, P. On-line inference for hidden markov models via particle filters. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)* 65, 4 (2003), 887–899. [73](#)
- [57] FONSECA, D. J., AND SEQUERA, M. On MEMS reliability and failure mechanisms. *International Journal of Quality, Statistics, and Reliability 2011* (2011). [46](#), [48](#)
- [58] FORD, L. R., AND FULKERSON, D. R. *Flows in networks*. Princeton University Press, 1962. [94](#)
- [59] FUKUTA, Y., CHAPUIS, Y.-A., MITA, Y., AND FUJITA, H. Design, fabrication, and control of mems-based actuator arrays for air-flow distributed micromanipulation. *Microelectromechanical Systems, Journal of* 15, 4 (2006), 912–926. [89](#)
- [60] GATZEN, H. H., OBERMEIER, E., KOHLMEIER, T., BUDDE, T., NGAO, H. D., MUKHOPADHYAY, B., AND FARR, M. An electromagnetically actuated bi-stable MEMS optical microswitch. In *Transducers, Solid-State Sensors, Actuators and Microsystems, 12th International Conference on, 2003* (2003), vol. 2, IEEE, pp. 1514–1517. [39](#)
- [61] GOEBEL, K., AND BONISSONE, P. Prognostic information fusion for constant load systems. In *2005 7th International Conference on Information Fusion* (2005), vol. 2, IEEE, pp. 9–pp. [20](#)
- [62] GOEBEL, K., SAHA, B., SAXENA, A., CELAYA, J. R., AND CHRISTOPHERSEN, J. P. Prognostics in battery health management. *IEEE instrumentation & measurement magazine* 11, 4 (2008), 33. [17](#)

- [63] GORDON, N. J., SALMOND, D. J., AND SMITH, A. F. Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation. In *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)* (1993), vol. 140, IET, pp. 107–113. [69](#), [71](#), [72](#), [73](#)
- [64] GOURIVEAU, R., AND MEDJAHER, K. Chapter 2 : Industrial prognostic-an overview. *Maintenance Modelling and Applications, ISBN* (2011), 10–30. [ix](#), [16](#)
- [65] GOURIVEAU, R., MEDJAHER, K., RAMASSO, E., AND ZERHOUNI, N. Prognostics and health management de la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes. *Techniques de l'ingénieur* (2013). [ix](#), [18](#), [20](#), [21](#)
- [66] GUO, L., PENG, Y., LIU, D., AND LUO, Y. Comparison of resampling algorithms for particle filter based remaining useful life estimation. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2014 IEEE Conference on* (2014), IEEE, pp. 1–8. [77](#)
- [67] GYÖRGY, K., KELEMEN, A., AND DÁVID, L. Unscented kalman filters and particle filter methods for nonlinear state estimation. *Procedia Technology* 12 (2014), 65–74. [72](#)
- [68] HABIBI, A., DEDU, E., BOURGEOIS, J., LAURENT, G. J., AND LE FORT-PIAT, N. Distributed pneumatic MEMS for fast conveyance of fragile objects. In *JRWRTC'12, 6th Junior Researcher Workshop on Real-Time Computing, joint to RNTS'12, the Int. Conf. on Real-Time and Network Systems* (2012), pp. 33–36. [89](#)
- [69] HADDAD, G., SANDBORN, P., AND PECHT, M. A real options optimization model to meet availability requirements for offshore wind turbines. In *MFPT : The Applied Systems Health Management Conference, Virginia Beach, Virginia* (2011). [85](#)
- [70] HALL, P., AND STRUTT, J. Probabilistic physics-of-failure models for component reliabilities using Monte Carlo simulation and weibull analysis : a parametric study. *Reliability Engineering & System Safety* 80, 3 (2003), 233–242. [24](#)
- [71] HANDSCHIN, J., AND MAYNE, D. Q. Monte Carlo techniques to estimate the conditional expectation in multi-stage non-linear filtering. *International journal of control* 9, 5 (1969), 547–559. [72](#)
- [72] HARTZELL, A. L., DA SILVA, M. G., AND SHEA, H. R. *MEMS reliability*. No. EPFL-BOOK-154162. Springer, 2011. [46](#)
- [73] HENCK, S. A. Lubrication of digital micromirrordevicestm. *Tribology Letters* 3, 3 (1997), 239–247. [46](#)
- [74] HENG, A., ZHANG, S., TAN, A. C., AND MATHEW, J. Rotating machinery prognostics : State of the art, challenges and opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23, 3 (2009), 724–739. [21](#)
- [75] HERR, N. *Contribution à l'ordonnancement post-pronostic de plates-formes hétérogènes et distribuées : approches discrète et continue*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2015. [87](#)
- [76] HESS, A., CALVELLO, G., FRITH, P., ENGEL, S., AND HOITSMA, D. Challenges, issues, and lessons learned chasing the big p : real predictive prognostics part 2. In *Aerospace Conference, 2006 IEEE* (2006), IEEE, pp. 1–19. [17](#)

- [77] HORNBECK, L. Digital light processing and MEMS : Timely convergence for a bright future (invited paper). In *Proceedings SPIE*, vol. 2639. **ix**, **48**
- [78] HOUGARDY, S. The Floyd-Warshall algorithm on graphs with negative cycles. *Information Processing Letters* **110**, 8 (2010), 279–281. **94**
- [79] HOWE, R. T. Microsensor and microactuator applications of thin films. *Thin Solid Films* **181** (1989), 235–243. **38**
- [80] HU, Y., BARALDI, P., DI MAIO, F., AND ZIO, E. A particle filtering and kernel smoothing-based approach for new design component prognostics. *Reliability Engineering & System Safety* **134** (2015), 19–31. **73**
- [81] HUANG, Q.-A., AND LEE, N. K. S. Analysis and design of polysilicon thermal flexure actuator. *Journal of Micromechanics and Microengineering* **9**, 1 (1999), 64. **40**
- [82] HUANG, Y., VASAN, A. S. S., DORAISWAMI, R., OSTERMAN, M., AND PECHT, M. MEMS reliability review. *Device and Materials Reliability, IEEE Transactions on* **12** (2012), 482–493. **46**, **48**
- [83] IYER, N., GOEBEL, K., AND BONISSONE, P. Framework for post-prognostic decision support. In *Aerospace Conference, 2006 IEEE* (2006), IEEE, pp. 10–pp. **84**
- [84] JAOUDE, A. A., EL-TAWIL, K., KADRY, S., NOURA, H., AND OULADSINE, M. Analytic prognostic model for a dynamic system. *International Review of Automatic Control* **3**, 6 (2010), 568–577. **23**
- [85] JARDINE, A. K., LIN, D., AND BANJEVIC, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing* **20**, 7 (2006), 1483–1510. **21**
- [86] JAVED, K. *A robust & reliable Data-driven prognostics approach based on extreme learning machine and fuzzy clustering*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2014. **26**
- [87] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZEMOURI, R., AND ZERHOUNI, N. Improving data-driven prognostics by assessing predictability of features. In *Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHM'11*. (2011), pp. 555–560. **25**
- [88] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZEMOURI, R., AND ZERHOUNI, N. Features selection procedure for prognostics : An approach based on predictability. In *8th IFAC International Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'12*. (2012), pp. 25–30. **26**
- [89] JAVED, K., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. A new multivariate approach for prognostics based on extreme learning machine and fuzzy clustering. *Cybernetics, IEEE Transactions on* **45**, 12 (2015), 2626–2639. **ix**, **26**, **27**
- [90] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZERHOUNI, N., AND NECTOUX, P. A feature extraction procedure based on trigonometric functions and cumulative descriptors

- to enhance prognostics modeling. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2013 IEEE Conference on* (2013), IEEE, pp. 1–7. [25](#)
- [91] JAVED, K., GOURIVEAU, R., ZERHOUNI, N., ZEMOURLI, R., AND LI, X. Robust, reliable and applicable tool wear monitoring and prognostic : approach based on an improved-extreme learning machine. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2012 IEEE Conference on* (2012), IEEE, pp. 1–9. [25](#)
- [92] JEONG, O. C., AND YANG, S. S. Fabrication of a thermopneumatic microactuator with a corrugated p+ silicon diaphragm. *Sensors and Actuators A : Physical* 80, 1 (2000), 62–67. [39](#)
- [93] JOHARI, J., YUNAS, J., HAMZAH, A. A., AND MAJLIS, B. Y. Piezoelectric micro-pump with nanoliter per minute flow for drug delivery systems. *Sains Malaysiana* 40, 3 (2011), 275–281. [40](#)
- [94] JOUIN, M., GOURIVEAU, R., HISSEL, D., PÉRA, M.-C., AND ZERHOUNI, N. Prognostics of PEM fuel cell in a particle filtering framework. *International Journal of Hydrogen Energy* 39, 1 (2014), 481–494. [28](#)
- [95] KANAZAWA, K., KOLLER, D., AND RUSSELL, S. Stochastic simulation algorithms for dynamic probabilistic networks. In *Proceedings of the Eleventh conference on Uncertainty in artificial intelligence* (1995), Morgan Kaufmann Publishers Inc., pp. 346–351. [72](#)
- [96] KARRAY, M.-H., CHEBEL-MORELLO, B., AND ZERHOUNI, N. A trace based system for decision activities in cbm process. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2013 IEEE Conference on* (2013), IEEE, pp. 1–6. [15](#)
- [97] KHELIF, R., MALINOWSKI, S., CHEBEL-MORELLO, B., AND ZERHOUNI, N. Unsupervised kernel regression modeling approach for rul prediction. In *Proceeding of the annual conference of PHM ; Nantes* (2014), Citeseer. [26](#)
- [98] KIRBY, B. T., ASHLEY-ROLLMAN, M., AND GOLDSTEIN, S. C. Blinky blocks : a physical ensemble programming platform. In *CHI'11 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (2011), ACM, pp. 1111–1116. [90](#), [122](#)
- [99] KITAGAWA, G. Monte Carlo filter and smoother for non-gaussian nonlinear state space models. *Journal of computational and graphical statistics* 5, 1 (1996), 1–25. [73](#)
- [100] KONISHI, S., AND FUJITA, H. A conveyance system using air flow based on the concept of distributed micro motion systems. *Microelectromechanical Systems, Journal of* 3, 2 (1994), 54–58. [89](#)
- [101] KUMAR, S., TORRES, M., CHAN, Y., AND PECHT, M. A hybrid prognostics methodology for electronic products. In *Neural Networks, 2008. IJCNN 2008.(IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE International Joint Conference on* (2008), IEEE, pp. 3479–3485. [28](#), [29](#)
- [102] KUROKAWA, H., TOMITA, K., KAMIMURA, A., KOKAJI, S., HASUO, T., AND MURATA, S. Distributed self-reconfiguration of m-tran iii modular robotic system. *The International Journal of Robotics Research* 27, 3-4 (2008), 373–386. [89](#)

- [103] LAKHLEF, H. *Algorithmes distribués pour l'optimisation de déploiement des microrobots MEMS*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2014. [89](#)
- [104] LE SON, K., FOULADIRAD, M., BARROS, A., LEVRAT, E., AND IUNG, B. Remaining useful life estimation based on stochastic deterioration models : A comparative study. *Reliability Engineering & System Safety* 112 (2013), 165–175. [26](#)
- [105] LEBOLD, M., AND THURSTON, M. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems. In *Maintenance and Reliability Conference (MARCON)* (2001), May, pp. 6–9. [13](#), [21](#)
- [106] LECHARTIER, E., GOURIVEAU, R., PÉRA, M.-C., HISSEL, D., AND ZERHOUNI, N. Parametric sensitivity analysis of a PEMFC physics-based model developed for prognostics. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2015 IEEE Conference on* (2015), IEEE, pp. 1–7. [ix](#), [23](#), [24](#)
- [107] LEE, J., WU, F., ZHAO, W., GHAFARI, M., LIAO, L., AND SIEGEL, D. Prognostics and health management design for rotary machinery systems reviews, methodology and applications. *Mechanical Systems and Signal Processing* 42, 1 (2014), 314–334. [22](#)
- [108] LEI, X., SANDBORN, P., BAKHSI, R., KASHANI-POUR, A., AND GOUDARZI, N. PHM based predictive maintenance optimization for offshore wind farms. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2015 IEEE Conference on* (2015), IEEE, pp. 1–8. [86](#)
- [109] LEWANDOWSKI, S. Shortest paths and negative cycle detection in graphs with negative weights. Tech. rep., University of Stuttgart, 2010. [94](#)
- [110] LI, C. J., AND LEE, H. Gear fatigue crack prognosis using embedded model, gear dynamic model and fracture mechanics. *Mechanical systems and signal processing* 19, 4 (2005), 836–846. [23](#)
- [111] LI, J., LYU, C., WANG, L., ZHANG, L., AND LI, C. Remaining capacity estimation of li-ion batteries based on temperature sample entropy and particle filter. *Journal of Power Sources* 268 (2014), 895–903. [75](#)
- [112] LI, M., HE, Y.-F., AND NIAN, F.-z. An improved particle filter algorithm and its performance analysis. *Advances in Information Sciences & Service Sciences* 4, 23 (2012). [72](#)
- [113] LI, T., BOLIC, M., AND DJURIC, P. M. Resampling methods for particle filtering : classification, implementation, and strategies. *Signal Processing Magazine, IEEE* 32, 3 (2015), 70–86. [73](#)
- [114] LI, T., SUN, S., CORCHADO, J. M., AND SIYAU, M. F. A particle dyeing approach for track continuity for the smc-phd filter. In *Information Fusion (FUSION), 2014 17th International Conference on* (2014), IEEE, pp. 1–8. [72](#)
- [115] LI, Y., BILLINGTON, S., ZHANG, C., KURFESS, T., DANYLUK, S., AND LIANG, S. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition. *Mechanical systems and signal processing* 13, 1 (1999), 103–113. [24](#)

- [116] LI, Y., AND JIANG, Z. An overview of reliability and failure mode analysis of microelectromechanical systems (MEMS). In *Handbook of performability engineering*. 2008, pp. 953–966. [39](#), [46](#)
- [117] LIAO, L., AND KOTTIG, F. Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction. *Reliability, IEEE Transactions on* **63**, 1 (March 2014), 191–207. [29](#)
- [118] LIU, J. S., AND CHEN, R. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems. *Journal of the American statistical association* **93**, 443 (1998), 1032–1044. [73](#)
- [119] LIU, J. S., CHEN, R., AND LOGVINENKO, T. A theoretical framework for sequential importance sampling with resampling. In *Sequential Monte Carlo methods in practice*. Springer, 2001, pp. 225–246. [73](#)
- [120] LUO, J., NAMBURU, M., PATTIPATI, K., QIAO, L., KAWAMOTO, M., AND CHIGUSA, S. Model-based prognostic techniques [maintenance applications]. In *AUTOTESTCON 2003. IEEE Systems Readiness Technology Conference. Proceedings* (2003), IEEE, pp. 330–340. [23](#)
- [121] LUO, J., PATTIPATI, K. R., QIAO, L., AND CHIGUSA, S. Model-based prognostic techniques applied to a suspension system. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on* **38**, 5 (2008), 1156–1168. [24](#)
- [122] MANGILI, F. *Development of advanced computational methods for prognostics and health management in energy components and systems*. PhD thesis, Italy, 2013. [ix](#), [28](#)
- [123] MANI, S., FLEMING, J., SNIEGOWSKI, J., DE BOER, M., IRWIN, L., WALRAVEN, J., TANNER, D., AND LA VAN, D. Selective w for coating and releasing MEMS devices. In *MRS Proceedings* (1999), vol. 605, Cambridge Univ Press, p. 135. [46](#)
- [124] MARTIN, J. R., AND ZHAO, Y. Micromachined device packaged to reduce stiction, Dec. 9 1997. US Patent 5,694,740. [46](#)
- [125] MATMAT, M. *Pour une approche complète de l'évaluation de fiabilité dans les microsystèmes*. PhD thesis, INSA de Toulouse, France, 2010. [x](#), [39](#), [46](#), [50](#), [65](#), [66](#), [125](#), [126](#)
- [126] MATMAT, M., AL AHMAD, M., ESCRIBA, C., SOULIMANE, S., MARTY, A., AND FOURNIOLS, J.-Y. Thermo-electro-mechanical v-shaped actuator design and simulations. In *Thermal, Mechanical and Multi-Physics Simulation and Experiments in Microelectronics and Micro-Systems, 2008. EuroSimE 2008. International Conference on* (2008), IEEE, pp. 1–4. [41](#)
- [127] MATMAT, M., COCCETTI, F., MARTY, A., PLANAS, R., ESCRIBA, C., FOURNIOLS, J.-Y., AND ESTÈVE, D. Capacitive RF MEMS analytical predictive reliability and lifetime characterization. *Microelectronics Reliability* **49**, 9 (2009), 1304–1308. [58](#)
- [128] MATMAT, M., KOUKOS, K., COCCETTI, F., IDDA, T., MARTY, A., ESCRIBA, C., FOURNIOLS, J.-Y., AND ESTÈVE, D. Life expectancy and characterization of capacitive RF MEMS switches. *Microelectronics Reliability* **50**, 9 (2010), 1692–1696. [131](#)

- [129] MCMAHON, M., AND JONES, J. A methodology for accelerated testing by mechanical actuation of MEMS devices. *Microelectronics Reliability* 52 (2012), 1382–1388. [46](#), [50](#), [58](#)
- [130] MEDJAHER, K. *Contribution au pronostic de défaillances guidé par des données.* Habilitation à diriger des recherches, Université de Franche-Comté, 2014. [30](#), [67](#), [144](#)
- [131] MEDJAHER, K., GOURIVEAU, R., AND ZERHOUNI, N. A procedure for failure prognostic in dynamic system. In *13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, INCOM'09.* (2009), no. sur CD ROM, pp. 1580–1585. [ix](#), [16](#)
- [132] MEDJAHER, K., SKIMA, H., AND ZERHOUNI, N. Condition assessment and fault prognostics of microelectromechanical systems. *Microelectronics Reliability* 54 (2014), 143–151. [39](#), [58](#)
- [133] MEDJAHER, K., TOBON-MEJIA, D. A., AND ZERHOUNI, N. Remaining useful life estimation of critical components with application to bearings. *Reliability, IEEE Transactions on* 61 (2012), 292–302. [26](#)
- [134] MEDJAHER, K., AND ZERHOUNI, N. Hybrid prognostic method applied to mechatronic systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 69, 1-4 (2013), 823–834. [ix](#), [28](#), [29](#)
- [135] MERLIJN VAN SPENGEN, W. MEMS reliability from a failure mechanisms perspective. *Microelectronics Reliability* 43 (2003), 1049–1060. [46](#)
- [136] MICROSTAQ, D. <http://dmq-us.com/>. [xi](#), [117](#), [118](#)
- [137] MOBLEY, R. K. *An introduction to predictive maintenance.* Butterworth-Heinemann, 2002. [12](#)
- [138] MOHANTY, S., CHATTOPADHYAY, A., PERALTA, P., DAS, S., AND WILLHAUCK, C. *Fatigue Life Prediction Using Multivariate Gaussian Process.* Defense Technical Information Center, 2008. [29](#)
- [139] MOSALLAM, A., MEDJAHER, K., AND ZERHOUNI, N. Bayesian approach for remaining useful life prediction. *Chemical Engineering Transactions* 33 (2013), 139–144. [26](#)
- [140] MOSALLAM, A., MEDJAHER, K., AND ZERHOUNI, N. Data-driven prognostic method based on bayesian approaches for direct remaining useful life prediction. *Journal of Intelligent Manufacturing* (2014), 1–12. [26](#)
- [141] MÜLLER-FIEDLER, R., WAGNER, U., AND BERNHARD, W. Reliability of MEMS—a methodical approach. *Microelectronics Reliability* 42 (2002), 1771–1776. [52](#)
- [142] MURATET, S. *Conception, caractérisation et modélisation : Fiabilité prédictive de MEMS à actionnement électrothermique.* PhD thesis, INSA de Toulouse, 2005. [x](#), [65](#), [66](#), [67](#), [126](#)
- [143] MUSSO, C., OUDJANE, N., AND LE GLAND, F. Improving regularised particle filters. In *Sequential Monte Carlo methods in practice.* Springer, 2001, pp. 247–271. [72](#)

- [144] NEAGU, C., GARDENIERS, J., ELWENSPOEK, M., AND KELLY, J. An electrochemical active valve. *Electrochimica Acta* 42, 20 (1997), 3367–3373. [39](#)
- [145] NF-EN-13306-X-60-319. *Terminologie de la maintenance*. Standard, Association Française de Normalisation (AFNOR), 2001. [9](#), [10](#), [11](#), [12](#)
- [146] ORCHARD, M., WU, B., AND VACHTSEVANOS, G. A particle filtering framework for failure prognosis. In *World tribology congress III* (2005), American Society of Mechanical Engineers, pp. 883–884. [27](#)
- [147] ORCHARD, M. E., AND VACHTSEVANOS, G. J. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis. *Transactions of the Institute of Measurement and Control* (2009). [75](#)
- [148] PECHT, M. *Prognostics and health management of electronics*. Wiley Online Library, 2008. [17](#), [22](#)
- [149] PECHT, M., AND JAAI, R. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems. *Microelectronics Reliability* 50, 3 (2010), 317–323. [25](#)
- [150] PENG, Y., DONG, M., AND ZUO, M. J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance : a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 50, 1-4 (2010), 297–313. [21](#), [22](#), [25](#)
- [151] PENHA, R. Application of hybrid modeling for monitoring heat exchangers. In *3rd Meeting of the Americas-America's Nuclear Energy Symposium* (2002). [28](#)
- [152] PEREIRA, E. B., GALVÃO, R. K. H., AND YONEYAMA, T. Model predictive control using prognosis and health monitoring of actuators. In *Industrial Electronics (ISIE), 2010 IEEE International Symposium on* (2010), IEEE, pp. 237–243. [86](#)
- [153] PEYSSON, F., OULADSINE, M., NOURA, H., LEGER, J.-B., AND ALLEMAND, C. New approach to prognostic systems failures. In *Proceedings of the 17th IFAC world congress* (2007). [25](#)
- [154] PITTA, M. K., DOS SANTOS SILVA, R., GIORDANI, P., AND KOHN, R. On some properties of Markov chain Monte Carlo simulation methods based on the particle filter. *Journal of Econometrics* 171, 2 (2012), 134–151. [144](#)
- [155] PITTA, M. K., AND SHEPHARD, N. Filtering via simulation : Auxiliary particle filters. *Journal of the American statistical association* 94, 446 (1999), 590–599. [72](#)
- [156] POURTAGHI, A., AND LOTFOLLAHI-YAGHIN, M. Wavenet ability assessment in comparison to ann for predicting the maximum surface settlement caused by tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 28 (2012), 257–271. [25](#)
- [157] PRESCOTT, D. R., ANDREWS, J., AND DOWNES, C. Multiplatform phased mission reliability modelling for mission planning. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 223, 1 (2009), 27–39. [87](#)

- [158] QIU, J., SETH, B. B., LIANG, S. Y., AND ZHANG, C. Damage mechanics approach for bearing lifetime prognostics. *Mechanical systems and signal processing* 16, 5 (2002), 817–829. [23](#), [24](#)
- [159] RAMASSO, E., AND GOURIVEAU, R. Prognostics in switching systems : Evidential markovian classification of real-time neuro-fuzzy predictions. In *Prognostics and Health Management Conference, 2010. PHM'10.* (2010), IEEE, pp. 1–10. [26](#)
- [160] RAMASSO, E., PLACET, V., GOURIVEAU, R., BOUBAKAR, L., AND ZERHOUNI, N. Health assessment of composite structures in unconstrained environments using partially supervised pattern recognition tools. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHM'12.* (2012), pp. 1–11. [26](#)
- [161] RAY, A. Stochastic modeling of fatigue crack damage for risk analysis and remaining life prediction. *Journal of dynamic systems, measurement, and control* 121, 3 (1999), 386–393. [24](#)
- [162] RAY, C. A., SLOAN, C. L., JOHNSON, A. D., BUSCH, J. D., AND PETTY, B. R. A silicon-based shape memory alloy microvalve. In *MRS Proceedings* (1992), vol. 276, Cambridge Univ Press, p. 161. [39](#)
- [163] RAYNAL, M. *Distributed algorithms for message-passing systems*, vol. 500. Springer, 2013. [99](#), [100](#)
- [164] RUAN, J., NOLHIER, N., PAPAIOANNOU, G., TRÉMOUILLES, D., PUYAL, V., VILLENEUVE, C., IDDA, T., COCCETTI, F., AND PLANÀ, R. Accelerated lifetime test of RF-MEMS switches under ESD stress. *Microelectronics Reliability* 49 (2009), 1256–1259. [58](#)
- [165] SAHA, B., AND GOEBEL, K. Model adaptation for prognostics in a particle filtering framework. *International Journal of Prognostics and Health Management Volume 2 (color)* (2011), 61. [x](#), [75](#), [76](#)
- [166] SAHA, B., GOEBEL, K., POLL, S., AND CHRISTOPHERSEN, J. Prognostics methods for battery health monitoring using a bayesian framework. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on* 58, 2 (2009), 291–296. [75](#), [87](#)
- [167] SAHA, B., KOSHIMOTO, E., QUACH, C. C., HOGGE, E. F., STROM, T. H., HILL, B. L., VAZQUEZ, S. L., AND GOEBEL, K. Battery health management system for electric uavs. In *Aerospace Conference, 2011 IEEE* (2011), IEEE, pp. 1–9. [85](#)
- [168] SALEMI, B., MOLL, M., AND SHEN, W.-M. Superbot : A deployable, multi-functional, and modular self-reconfigurable robotic system. In *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on* (2006), IEEE, pp. 3636–3641. [89](#)
- [169] SANDBORN, P. A decision support model for determining the applicability of prognostic health management (PHM) approaches to electronic systems. In *Proc. Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), Arlington, VA* (2005). [85](#), [86](#)
- [170] SAXENA, A., CELAYA, J., BALABAN, E., GOEBEL, K., SAHA, B., SAHA, S., AND SCHWABACHER, M. Metrics for evaluating performance of prognostic techniques. In *Prognostics and health management (PHM) 2008, IEEE International conference on* (2008), IEEE, pp. 1–17. [17](#)

- [171] SAXENA, A., CELAYA, J., SAHA, B., SAHA, S., AND GOEBEL, K. Evaluating prognostics performance for algorithms incorporating uncertainty estimates. In *Aerospace Conference, 2010 IEEE* (2010), IEEE, pp. 1–11. [13](#)
- [172] SAXENA, A., CELAYA, J. R., ROYCHOUDHURY, I., SAHA, S., SAHA, B., AND GOEBEL, K. Designing data-driven battery prognostic approaches for variable loading profiles : Some lessons learned. In *European Conference of Prognostics and Health Management Society* (2012), pp. 72–732. [26](#)
- [173] SHEA, H. R. Reliability of MEMS for space applications. In *MOEMS-MEMS 2006 Micro and Nanofabrication* (2006), International Society for Optics and Photonics. [41, 46, 51, 52](#)
- [174] SI, X.-S., WANG, W., HU, C.-H., AND ZHOU, D.-H. Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches. *European Journal of Operational Research* 213, 1 (2011), 1–14. [26](#)
- [175] SIKORSKA, J., HODKIEWICZ, M., AND MA, L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing* 25, 5 (2011), 1803–1836. [18, 21, 69, 71](#)
- [176] SIMEU-ABAZI, Z., DI MASCOLO, M., AND KNOTEK, M. Fault diagnosis for discrete event systems : Modelling and verification. *Reliability Engineering & System Safety* 95, 4 (2010), 369–378. [15](#)
- [177] SKIMA, H., DEDU, E., BOURGEOIS, J., VARNIER, C., AND MEDJAHER, K. *Optimal Path Evolution in a Dynamic Distributed MEMS-Based Conveyor*. Dependability Engineering and Complex Systems : Proceedings of the Eleventh International Conference on Dependability and Complex Systems DepCoS-RELCOMEX, 2016, pp. 395–408. [107](#)
- [178] SKIMA, H., MEDJAHER, K., AND ZERHOUNI, N. Accelerated life tests for prognostic and health management of MEMS devices. In *Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHM Society'2014.* (2014), pp. 1–7. [58](#)
- [179] SMARTBLOCKS. <http://smartblocks.univ-fcomte.fr/>. [89, 90, 117](#)
- [180] SON, K. L., FOULADIRAD, M., AND BARROS, A. Remaining useful life estimation on the non-homogenous gamma with noise deterioration based on gibbs filtering : A case study. In *Prognostics and health management (PHM), 2012 IEEE conference on* (2012), IEEE, pp. 1–6. [26](#)
- [181] SOTO, A. Self adaptive particle filter. In *IJCAI* (2005), pp. 1398–1406. [72](#)
- [182] STANO, P. M., LENDEK, Z., AND BABUŠKA, R. Saturated particle filter : almost sure convergence and improved resampling. *Automatica* 49, 1 (2013), 147–159. [72](#)
- [183] SUTHARSSAN, T., STOYANOV, S., BAILEY, C., AND ROSUNALLY, Y. Prognostics and health monitoring of high power LED. *Micromachines* 3, 1 (2012), 78–100. [28](#)
- [184] SWISSCUBE. <http://swisscube.epfl.ch/>. [1](#)

- [185] TANG, L., HETTLER, E., ZHANG, B., AND DECASTRO, J. A testbed for real-time autonomous vehicle phm and contingency management applications. In *Annual conference of the prognostics and health management society* (2011), pp. 1–11. [87](#)
- [186] TANNER, D. M., PARSON, T. B., CORWIN, A. D., WALRAVEN, J. A., WITTWER, J. W., BOYCE, B. L., AND WINZER, S. Science-based MEMS reliability methodology. *Microelectronics Reliability* 47, 9 (2007), 1806–1811. [ix](#), [45](#), [52](#), [58](#), [130](#)
- [187] TANNER, D. M., SMITH, N. F., IRWIN, L. W., EATON, W. P., HELGESEN, K., CLEMENT, J., MILLER, W., WALRAVEN, J., PETERSON, K., TANGYUNYONG, P., ET AL. MEMS reliability : infrastructure, test structures, experiments, and failure modes. *SANDIA report* (2000), 155–157. [ix](#), [x](#), [45](#), [46](#), [47](#), [49](#), [50](#)
- [188] DiMEMS. <http://eugen.dedu.free.fr/>. [101](#)
- [189] THRUN, S., LANGFORD, J., AND VERMA, V. Risk sensitive particle filters. *Advances in neural information processing systems* 2 (2002), 961–968. [72](#)
- [190] TILMANS, H. A., FULLIN, E., ZIAD, H., VAN DE PEER, M. D., KESTERS, J., VAN GEFFEN, E., BERGQVIST, J., PANTUS, M., BEYNE, E., BAERT, K., ET AL. A fully-packaged electromagnetic microrelay. In *Micro Electro Mechanical Systems, 1999. MEMS'99. Twelfth IEEE International Conference on* (1999), IEEE, pp. 25–30. [39](#)
- [191] TOBON-MEJIA, D., MEDJAHER, K., AND ZERHOUNI, N. Cnc machine tool's wear diagnostic and prognostic by using dynamic bayesian networks. *Mechanical Systems and Signal Processing* 28 (2012), 167–182. [22](#), [68](#)
- [192] TOBON-MEJIA, D. A., MEDJAHER, K., ZERHOUNI, N., AND TRIPOT, G. A data-driven failure prognostics method based on mixture of gaussians hidden markov models. *Reliability, IEEE Transactions on* 61, 2 (2012), 491–503. [26](#)
- [193] TSAUR, J., ZHANG, L., MAEDA, R., AND MATSUMOTO, S. 2d micro scanner actuated by sol-gel derived double layered pzt. In *Micro Electro Mechanical Systems, 2002. The Fifteenth IEEE International Conference on* (2002), IEEE, pp. 548–551. [40](#)
- [194] TSUCHIYA, T., INOUE, A., SAKATA, J., HASHIMOTO, M., YOKOYAMA, A., AND SUGIMOTO, M. Fatigue test of single crystal silicon resonator. In *Technical Digest of the Sensor Symposium* (1998), vol. 16, The Institute of Electrical Engineers of Japan, pp. 277–280. [48](#)
- [195] UCKUN, S., GOEBEL, K., AND LUCAS, P. J. Standardizing research methods for prognostics. In *Prognostics and Health Management, 2008. PHM 2008. International Conference on* (2008), IEEE, pp. 1–10. [13](#)
- [196] UNGARALA, S. A direct sampling particle filter from approximate conditional density function supported on constrained state space. *Computers & Chemical Engineering* 35, 6 (2011), 1110–1118. [72](#)
- [197] VACHTSEVANOS, G., AND WANG, P. Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks. In *AUTOTESTCON Proceedings, 2001. IEEE Systems Readiness Technology Conference* (2001), IEEE, pp. 857–870. [13](#)

- [198] VAN DER MERWE, R., DOUCET, A., DE FREITAS, N., AND WAN, E. The unscented particle filter. In *NIPS* (2000), vol. 2000, pp. 584–590. [72](#)
- [199] VAN SPENGEN, W. M., PUERS, R., AND DE WOLF, I. A physical model to predict stiction in MEMS. *Journal of micromechanics and microengineering* 12, 5 (2002), 702. [46](#)
- [200] VIEIRA, R. J., LIETTI, M., AND SANZ-BOBI, M. A. New variable health threshold based on the life observed for improving the scheduled maintenance of a wind turbine. *2nd IFAC Workshop on Advanced Maintenance Engineering, Services and Technology* 45, 31 (2012), 187 – 192. [86](#)
- [201] VIEIRA, R. J. D. A., LIETTI, M., AND SANZ-BOBI, M. A. New variable health threshold based on the life observed for improving the scheduled maintenance of a wind turbine. In *Advanced Maintenance Engineering* (2012), vol. 2, pp. 187–192. [85](#)
- [202] WALRAVEN, J. A. Failure mechanisms in MEMS. In *null* (2003), IEEE, p. 828. [x](#), [39](#), [50](#)
- [203] WANG, T. *Trajectory similarity based prediction for remaining useful life estimation*. PhD thesis, University of Cincinnati, 2010. [26](#)
- [204] WANG, W. Q., GOLNARAGHI, M. F., AND ISMAIL, F. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems. *Mechanical Systems and Signal Processing* 18, 4 (2004), 813–831. [27](#)
- [205] WRIGHT, J. A., AND TAI, Y.-C. Micro-miniature electromagnetic switches fabricated using MEMS technology. In *Proceedings of the relay Conference-National Association of Relay Manufacturers* (1998), vol. 46, National Association of Relay Manufacturers, pp. 13–1. [39](#)
- [206] XIE, H., AND FEDDER, G. K. Vertical comb-finger capacitive actuation and sensing for CMOS-MEMS. *Sensors and Actuators A : Physical* 95, 2 (2002), 212–221. [39](#)
- [207] YAN, H.-C., PANG, C. K., AND ZHOU, J.-H. Precognitive maintenance and probabilistic assessment of tool wear using particle filters. In *Industrial Electronics Society, IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE* (2013), IEEE, pp. 7382–7387. [75](#)
- [208] YIN, S., AND ZHU, X. Intelligent particle filter and its application on fault detection of nonlinear system. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on* 62, 6 (2015), 3852–3861. [69](#)
- [209] YOUNIS, M. I., JORDY, D., AND PITARRESI, J. M. Computationally efficient approaches to characterize the dynamic response of microstructures under mechanical shock. *Microelectromechanical Systems, Journal of* 16, 3 (2007), 628–638. [47](#)
- [210] ZAGHLOUL, U., PAPAIOANNOU, G., BHUSHAN, B., COCCETTI, F., PONS, P., AND PLANÀ, R. On the reliability of electrostatic NEMS/MEMS devices : Review of present knowledge on the dielectric charging and stiction failure mechanisms

- and novel characterization methodologies. *Microelectronics Reliability* 51 (2011), 1810–1818. [46](#)
- [211] ZHANG, H., KANG, R., AND PECHT, M. A hybrid prognostics and health management approach for condition-based maintenance. In *Industrial Engineering and Engineering Management, 2009. IEEM 2009. IEEE International Conference on* (2009), IEEE, pp. 1165–1169. [25](#)
- [212] ZIO, E. Prognostics and health management of industrial equipment. *Diagnostics and Prognostics of Engineering Systems : Methods and Techniques* (2012), 333–356. [13](#)
- [213] ZIO, E., AND DI MAIO, F. 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 (2010), 49–57. [21](#), [26](#)

Abstract:

In many industrial sectors, system miniaturization becomes mandatory, allowing reducing occupied space, weight, price, power and material consumption. For this, manufacturers use *Micro-Electro-Mechanical Systems* (MEMS). However, MEMS devices have several reliability issues due to their numerous failure mechanisms, which have an impact on the availability of systems where they are utilized. Therefore, it is important to monitor these micro-systems, to anticipate their failures and to perform appropriate actions to maximize their lifespan. One possible solution is to develop the *Prognostics & Health Management* (PHM) for MEMS. The thesis deals then with the prognostics and the study of MEMS health state and the post-prognostics decision making in systems containing these micro-systems. The aim is to make a MEMS-based system distributed and intelligent by integrating modules of health state assessment and prediction and capacities of self-adaptability dependent of the tasks performed by the system. Firstly, a hybrid prognostics approach for MEMS based on the particle filtering is proposed. Secondly, and to better use the results of this approach, a post-prognostics decision strategy in MEMS-based distributed systems is introduced. This strategy is based on a distributed decision algorithm. The performance of the prognostics approach and the post-prognostics strategy is validated on a real application consisting of a modular conveyor based on distributed MEMS. A complete PHM cycle is thus performed: from data acquisition to decision making.

Keywords: PHM, prognostics, MEMS, particle filter, post-prognostics decision, distributed systems, distributed algorithms

Résumé :

Dans de nombreux secteurs industriels, la miniaturisation des systèmes est devenue une nécessité afin de réduire l'espace occupé, le poids, les prix et la consommation d'énergie et de matière. Pour ce faire, les industriels utilisent les *Micro-Electro-Mechanical Systems* (MEMS). En revanche, les MEMS présentent plusieurs problèmes de fiabilité dus à leurs nombreux mécanismes de défaillance qui ont un impact sur la disponibilité des systèmes dans lesquels ils sont utilisés. Il est alors important de surveiller ces micro-systèmes, d'anticiper leurs défaillances et de recommander les actions nécessaires afin d'allonger leur durée de vie. Une solution efficace pour ce faire est de développer le *Prognostics & Health Management* (PHM) pour les MEMS. Dans cet esprit, la thèse porte sur le pronostic et l'étude de l'état de santé de MEMS et la prise de décision post-pronostic dans les systèmes contenant ces micro-systèmes. L'objectif est de rendre un système à base de MEMS distribué intelligent en intégrant des modules d'évaluation et de prédiction de l'état de santé du système ainsi que des capacités d'auto-adaptation dépendant des missions que le système doit accomplir. Dans un premier temps, une approche de pronostic hybride pour les MEMS basée sur le filtrage particulaire est proposée. Dans un second temps, et afin de mieux utiliser les résultats de cette approche, une stratégie de décision post-pronostic dans les systèmes distribués à base de MEMS est introduite. Un simulateur distribué a été développé pour simuler la décision post-pronostic. La performance de l'approche de pronostic et de la stratégie de décision post-pronostic est validée sur une application réelle, à savoir un convoyeur modulaire à base de MEMS distribués. Un cycle complet de PHM est ainsi développé : de l'acquisition des données à la prise de décision.

Mots-clés : PHM, pronostic, MEMS, filtrage particulaire, décision post-pronostic, systèmes distribués, algorithmes distribués



■ École doctorale SPIM 16 route de Gray F - 25030 Besançon cedex

■ tél. +33 (0)3 81 66 66 02 ■ ed-spim@univ-fcomte.fr ■ www.ed-spim.univ-fcomte.fr

