

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie
Département d'informatique



THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de
Doctorat LMD en Informatique

Option : **Intelligence Artificielle (IA)**

Titre

La maintenance prédictive dans les usines intelligentes

Présentée par :
MERAGHNI Safa

Soutenu le 14/10/2021, devant le jury composé de :

Pr. KAZAR Okba	Université de Biskra	Président
Pr. TERRISSA Sadek Labib	Université de Biskra	Superviseur
Pr. ZERHOUNI Nouredine	ENSMM, Besançon, France	Co-superviseur
Pr. MOUSS Hayat	Université de Batna	Examineur
Dr. BENKHEDJOU Tarek	Ecole militaire polytechnique Alger	Examineur
Dr. AYAD Soheyb	Université de Biskra	Examineur

Année universitaire : **2020 – 2021**

A mes très chers parents.

Remerciements

Je remercie tout d'abord mon Dieu le tout puissant, de m'avoir donné le courage pour finaliser mes travaux de la these, je tiens à remercier mes directeurs de thèse Pr. Terrissa Sadek Labib et Pr Zerhouni noureddine pour leur encadrement, leurs précieux conseils, leur disponibilité et leur confiance en mon travail. Ce qui m'a permis une indépendance autour des thèmes de recherche.

Je remercie Pr. Christophe Varnier, Professeur à l'Ecole nationale supérieure de mécanique et des microtechniques(ENSMM) pour son aide et sa sensibilisation à moi, ainsi que pour ses conseils et sa disponibilité pendant toute la durée de mes recherches.

Je remercie ensuite l'ensemble des membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention mon travail.

Je remercie également, et sans exception, les membres du laboratoire LINFI de l'université de Biskra.

Je conclurai en remerciant de tout cœur mes amis: Samia Zouaoui, Khaled Benaggoune, Amine Benouhiba et Nabil Omri.

Je ne peux terminer sans avoir une pensée pour ma famille. Un grand merci à mes parents et ma famille pour leur soutien indéterminé.

Résumé

La transformation numérique de l'industrie a promis des avantages économiques considérables. En particulier, le suivi de l'état de santé des équipements de production grâce à la mise en œuvre de l'internet des objets (IoT), le Cloud Computing et les jumeaux numériques. Grâce à ces développements technologiques, les données des machines peuvent être collectées de manière plus pratique avec une vitesse, un volume et une variété plus élevés, ce qui ouvre de nouvelles possibilités d'application beaucoup plus large des technologies Prognostics and Health Management (PHM).

Le PHM s'intéresse à l'évaluation du comportement de dégradation et la prédiction de la durée de vie utile restante (RUL). Les informations fournies par les pronostics sont utilisées par la suite dans la décision post-pronostic. Lors de cette étape, les tâches de maintenance sont planifiées en tenant compte de la RUL et les autres contraintes telles que la production et la logistique. L'objectif de la décision post-pronostic est d'assurer l'efficacité du système et de minimiser les coûts et les risques de la maintenance.

Cette thèse s'intéresse à la décision post-pronostic dans l'industrie 4.0 avec les machines géographiquement distribuées. Un jumeau numérique basé sur des données est développé pour surveiller l'état de santé de chaque machine. En se basant sur les informations fournies par le jumeau numérique, une planification conjointe de la maintenance et de la logistique est proposée. Un aspect important de la PHM est l'estimation de la RUL des machines. Alors qu'il est peu probable que cette estimation corresponde exactement à la durée de vie utile restante réelle. Par conséquent, l'incertitude associée à l'estimation de la RUL est essentielle pour la prise de décision. En particulier dans les applications où des pannes imprévues peuvent entraîner des coûts élevés ou causer des dommages matériels ou humaines. La planification de maintenance proposé dans cette thèse s'intéresse à optimiser le coût de maintenance en prenant en compte l'incertitude du RUL pour la planification des tâches de maintenance.

Abstract

The digital transformation of industrial systems has promised considerable economic benefits. In particular, the implementation of the Internet of Things (IoT), Cloud Computing, and Big Data in factories allows better monitoring of a production system's current state. These new technologies have given birth to the Digital Twin. The Digital twin technology bridges the gap between the cyber-physical and the real world. The continuous communication between each machine and its digital twin has created status monitoring. Thanks to these developments in information systems, machine data can be collected more conveniently with higher speed, volume, and variety, opening up new possibilities for more application of PHM (Prognostics and Health Management) technologies.

PHM focuses on evaluating degradation behavior and predicting the Remaining Useful Life (RUL) of a system using monitoring data collected throughout the system's life. The information provided by prognostics is used in post-prognostic decisions. In this step, maintenance tasks are planned based on the RUL and consider the other constraints such as production and logistics to ensure system efficiency and minimize maintenance costs and risks.

This thesis focuses on post-prognostic decisions in Industry 4.0 with geographically distributed machines. A data-driven digital twin is developed to monitor the health status of each machine. Based on the information provided by the digital twin, joint maintenance and logistics planning is proposed. An essential aspect of PHM is the estimation of the RUL of the machines. It is unlikely that this estimate will exactly match the actual remaining useful life. Therefore, the RUL estimate's uncertainty is critical for decision-making, particularly in applications where unexpected failures can cause high costs or physical damage to people. The maintenance planning proposed in this thesis focuses on optimizing the cost of maintenance by considering the RUL's uncertainty for planning maintenance tasks.

ملخص الأطروحة

وعد التحول الرقمي للأنظمة الصناعية بفوائد اقتصادية كبيرة. على وجه الخصوص ، يسمح تطبيق إنترنت الأشياء (IoT) والحوسبة السحابية والبيانات الضخمة في المصانع بمراقبة أفضل للحالة الحالية لنظام الإنتاج. لقد ولدت هذه التقنيات الجديدة التوأم الرقمي. تعمل التكنولوجيا الرقمية المزدوجة على سد الفجوة بين العالم المادي السيرياني والعالم الحقيقي. أدى الاتصال المستمر بين كل آلة وتوأمها الرقمي إلى إنشاء مراقبة الحالة. بفضل هذه التطورات في أنظمة المعلومات ، يمكن جمع بيانات الماكينة بشكل أكثر ملاءمة مع سرعة وتنوع أعلى ، مما يفتح إمكانيات جديدة لمزيد من تطبيق تقنيات PHM (إدارة التنبؤات والصحة). يركز PHM على تقييم سلوك التدهور والتنبؤ بالحياة المفيدة المتبقية (RUL) لنظام باستخدام بيانات المراقبة التي تم جمعها طوال حياة النظام. يتم استخدام المعلومات المقدمة من قبل الإنذارات في قرارات ما بعد الإنذار. في هذه الخطوة ، يتم تخطيط مهام الصيانة بناءً على RUL والنظر في القيود الأخرى مثل الإنتاج واللوجستيات لضمان كفاءة النظام وتقليل تكاليف الصيانة والمخاطر.

تركز هذه الأطروحة على قرارات ما بعد التنبؤ في الصناعة 4.0 باستخدام الآلات الموزعة جغرافيًا. تم تطوير التوأم الرقمي المستند إلى البيانات لمراقبة الحالة الصحية لكل جهاز. بناءً على المعلومات المقدمة من التوأم الرقمي ، تم اقتراح الصيانة المشتركة والتخطيط اللوجستي. أحد الجوانب الأساسية لـ PHM هو تقدير RUL للآلات. من غير المحتمل أن يتطابق هذا التقدير تمامًا مع العمر الإنتاجي المتبقي الفعلي. لذلك ، يعد عدم اليقين في تقدير RUL أمرًا بالغ الأهمية لاتخاذ القرار ، لا سيما في التطبيقات التي يمكن أن تؤدي فيها حالات الفشل غير المتوقعة إلى تكاليف عالية أو أضرار مادية للأشخاص. يركز تخطيط الصيانة المقترح في هذه الأطروحة على تحسين تكلفة الصيانة من خلال مراعاة عدم اليقين في RUL لتخطيط مهام الصيانة

Table des matières

List of figures	ix
List of tables	x
Nomenclature	x
1 Context: Le PHM et l'industrie 4.0	8
1.1 Introduction	8
1.2 Industrie 4.0	8
1.2.1 Technologies clés de l'industrie 4.0	9
1.2.2 Services Cloud Computing	10
1.3 Maintenance	15
1.3.1 types de maintenance	15
1.3.2 Le développement de la maintenance	16
1.4 PHM	17
1.5 PHM pour l'industrie 4.0	18
1.5.1 PHM and Cloud Computing	18
1.5.2 PHM and IoT	19
1.5.3 PHM and CPS	19
1.6 Prise de décision de maintenance	20
1.7 Les challenges du PHM	20
1.7.1 L'incertitude	20
1.8 Conclusion	21
2 Les jumeaux numériques dans le PHM	22
2.1 Introduction	22
2.2 contexte et concept du jumeau numérique	22
2.2.1 Définition	22
2.2.2 l'histoire d'évolution des jumeaux numérique	23

2.2.3	Application	24
2.3	Jumeau numériques et les autres technologies	25
2.3.1	Jumeau numérique et l'industrie 4.0	25
2.3.2	Jumeau numérique et Internet des Objets (IoT)	26
2.3.3	Jumeau numérique et BigData	26
2.3.4	Jumeau numérique et les CPS	27
2.3.5	Jumeau numérique et la simulation	27
2.4	L'architecture du jumeau numérique	28
2.4.1	Architecture à 3 couches	28
2.4.2	Nouvelles exigences de l'architecture du DT	30
2.4.3	Architecture à 5 couches	31
2.4.4	Données DT	33
2.5	Jumeau numérique pour le PHM	33
2.5.1	modèle de twing numérique	34
2.6	Proposition d'une méthode de pronostic DT basée sur les données	35
2.6.1	Framework de la méthode proposée	35
2.6.2	Modèle de pronostics basé sur SDA	37
2.6.3	Prévision RUL en ligne	38
2.7	Cas d'étude	40
2.7.1	Jumeau numérique dans l'énergie	40
2.7.2	Description des données de dégradation de la PEMFC	40
2.7.3	prétraitement	41
2.7.4	Mise en place du SDA	43
2.7.5	Évaluation des résultats	45
2.7.6	Discussion	46
2.8	Conclusion	48
3	Décision post-pronostic des équipements distribués	49
3.1	Introduction	49
3.2	Modélisation de l'objectif d'optimisation	49
3.2.1	Coût de maintenance	50
3.3	Optimisation des pratiques de maintenance	50
3.4	Planification et ordonnancement de la maintenance	51
3.4.1	Objectifs	51
3.4.2	Contraintes	52
3.5	Maintenance planning using the RUL	54
3.6	Planification de la maintenance des équipements répartis géographiquement	54

3.7	Problème de tournées de véhicules	56
3.7.1	Formulation mathématique	57
3.8	methodes	58
3.8.1	Regroupement	58
3.8.2	Méthodes d'optimisation	58
3.8.3	Méta-heuristiques	58
3.9	approche proposée	59
3.9.1	Cas d'étude: éoliennes offshore	59
3.9.2	description de la problématique	61
3.9.3	Formulation mathématique	64
3.10	Résultats	65
3.10.1	Génération des données	65
3.10.2	Résultats et discussion	67
3.11	Conclusion	70
4	Évaluation de l'incertitude dans la décision post-pronostic	71
4.1	Introduction	71
4.2	PHM incertitude	71
4.2.1	Source d'incertitudes	72
4.2.2	Quantification de l'incertitude	74
4.2.3	Représentation et interprétation des incertitudes	75
4.2.4	Gestion de l'incertitude	75
4.3	planification avec l'incertitude	75
4.4	Méthode proposée	76
4.4.1	Coût de la gestion de la maintenance	77
4.4.2	Coût de la maintenance	78
4.4.3	Coût de la défaillance	78
4.4.4	Coût du transport	78
4.4.5	Méthodes d'optimisation de coût	79
4.4.6	Résultat	80
4.5	Conclusion	82
	References	86

Liste des figures

1.1	l'évolution de l'industrie	9
1.2	Responsabilité du client et fournisseur suivant les services cloud	12
1.3	RUL	18
2.1	Architecture de jumeau numérique en 5 couches	32
2.2	Proposed data-driven DT prognostics method	36
2.3	DT updating phase: online RUL prediction using the proposed SDA model	39
2.4	Tension expérimentale de la pile à combustible	42
2.5	Résultat de la décomposition de V_{cell1}	43
2.6	Comparaison de la précision relative des cinq tests utilisant la méthode de pronostic proposée et la méthode de pronostic PF	46
2.7	Comparaison de précision des cinq tests en utilisant la méthode de pronostic proposée et la méthode de pronostic PF	47
3.1	Exemple d'une solution du VRP	56
3.2	Classification of Metaheuristics	59
3.3	Exemple d'une solution du VRP	62
3.4	Méthodes proposée	66
3.5	le différence de coût entre "maintenance planning" et "maintenance et routine planning"	68
3.6	le différence de coût entre "maintenance planning" et "maintenance et routine planning"	68
3.7	le taux de défaillance dans les trois scénarios: (1)Coût de défaillance > coût de transport; (2) Coût de défaillance = coût de transport; (3) les deux coût sont égaux.	69
3.8	la distance parcourue par l'équipe de maintenance pour les trois scénarios; (2) Coût de défaillance = coût de transport; (3) les deux coût sont égaux.	69
4.1	les sources d'incertitude [21]	72

4.2	The proposed model	76
4.3	The optimum maintenance cost	77
4.4	coût de la maintenance en prenant le RUL certain et incertain	81
4.5	temps de maintenance avec et sans l'incertitude comparé avec la date de la panne réelle	82

Liste des tableaux

2.1	Paramètres de l'expérience de vieillissement de la PEMFC [66]	41
2.2	Paramètres clés du modèle SDA	43
2.3	Training and testing datasets	45
2.4	Comparaison de la précision relative moyenne	47

Nomenclature

Acronyms / Abbreviations

CBM Condition Based Maintenance

CC Cloud Computing

CPS les systèmes cyberphysiques

DT Digital Twin, jumeau numérique

GDA ()

IoT Internet des objet (Internet of Things)

O&M la base d'exploitation et de maintenance (*Operation & Maintenance*)

PHM Prognostics and Health Management

RUL Remaining Useful life

TSP Problème du voyageur de commerce (*Travelling Salesman Problem*)

VRP Problème de tournées de véhicules (*Vehicle routing problem*)

Introduction générale

Les progrès des technologies de l'information de nouvelle génération, telles que l'Internet des objets (IoT), les Big Data, le cloud computing, l'intelligence artificielle (IA), etc. et leurs nombreuses applications dans le secteur industriel, poussent l'industrie vers une industrie intelligente ou "*L'industrie 4.0*". Cependant, la convergence des mondes physiques et cybernétiques de l'industrie reste un défi. Le jumeau numérique (*Digital Twin*) comme une nouvelle technologie a été proposé afin d'élaborer une connexion continue entre ces deux mondes. Les modèles virtuels pourraient comprendre l'état des entités physiques grâce à des données collectées par des capteurs pour prédire, estimer et analyser les changements dynamiques. Alors que les objets physiques réagiraient aux changements selon le schéma optimisé de la simulation.

Avec l'industrie 4.0, une excellente opportunité se présente pour améliorer les performances de la maintenance d'une entreprise. Les capteurs multisources, l'intercommunication au sein du système et les informations externes connexes, etc., pourraient fournir de nouvelles solutions Pronostic et de gestion de la santé (*Prognostics and Health Management PHM*) pour améliorer la fiabilité du système. le concept de PHM se concentre sur l'évaluation du comportement de dégradation et la prédiction de la durée de vie utile résiduelle (*Remaining Useful Life RUL*) d'une machine ou d'un système en utilisant des méthodes de pronostic. Le RUL est utilisé par la suite dans gestion de la santé du système et pour l'aide à la prise de décisions en maintenance.

Le premier objectif de la gestion de la maintenance est de garantir la disponibilité des équipements et de réduire le coût de la maintenance. La prise de décision post-pronostic consiste à savoir comment utiliser les résultats du pronostic pour prendre éventuellement des décisions de maintenance pertinentes et efficaces. Le but de l'introduction du RUL dans le planning de maintenance est de réduire la fréquence des interruptions imprévues causées par des pannes des équipements. L'information sur le temps de fonctionnement futur sans défaillance de la machine permet à l'utilisateur de planifier des actions de maintenance pour maintenir la machine en bon état de fonctionnement.

L'estimation de la RUL des machines est une tâche principale de PHM. Récemment, les performances pronostiques ont été considérablement améliorées. Cependant, seuls quelques auteurs évaluent l'incertitude appliquée et peuvent donc indiquer le degré de confiance du modèle dans les valeurs RUL prédites. Cela est particulièrement important dans les applications où des défaillances imprévues entraînent des coûts élevés, voire des dommages pour l'homme. Par conséquent, la détermination de l'incertitude de l'estimation RUL est essentielle pour envisager la planification des tâches de maintenance.

Dans cette thèse, l'utilisation de la PHM a été envisagée dans le contexte de l'optimisation de la maintenance et de la planification des équipements répartis géographiquement. Dans ce cas, des gains économiques peuvent être réalisés en assurant la maintenance des systèmes avant que la panne ne se produise, compte tenu du coût associé à chaque intervention de maintenance. Cependant, les décisions de maintenance qui en résultent peuvent ne pas être optimales pour le coût total de la maintenance en raison de la dépendance fonctionnelle entre le coût de la maintenance et le temps et le coût de déplacement.

La performance logistique de la maintenance et l'optimisation des transports sont devenues un enjeu majeur ces dernières années. La planification et l'optimisation des forces sur le terrain constituent un nouveau défi pour la planification de la maintenance, en particulier pour les entreprises dont les actifs sont géographiquement répartis, comme dans les domaines de l'énergie, des télécommunications et des transports. Elle génère de nouveaux problèmes d'optimisation combinatoire dans la planification de la main-d'œuvre et l'acheminement des véhicules associés à la planification de la maintenance. Les défis sont nombreux : réduire les coûts de maintenance et augmenter la productivité en augmentant le nombre d'activités de maintenance au bon moment tout en réduisant le temps et le coût du transport.

Motivation

Pour mettre en œuvre la PHM dans les applications du monde réel, les scientifiques sont confrontés à des défis importants tels que la complexité des machines ou des processus, leurs régimes de fonctionnement dynamique, et les limites de la disponibilité, de la suffisance et de la qualité des données mesurées par les capteurs.

- **le nombre et la dispersion des équipements** Ces dernières années, avec la croissance de l'industrie, de nombreuses entreprises ont réparti leurs actifs géographiquement en construisant des unités de production géographiquement dispersées afin d'optimiser le coût de production et de livraison. Dans le domaine de l'énergie, comme les parcs éoliens. Les parcs éoliens sont répartis géographiquement et chaque parc contient plusieurs éoliennes. La maintenance de ces systèmes répartis géographiquement ajoute

une couche de complexité au problème de la planification de la maintenance où la planification de la logistique doit être combinée avec la planification des tâches de maintenance.

- **Incertitude dans la prédiction de la RUL et son effet sur la décision en maintenance:** Le traitement correct de l'incertitude dans les modèles de prise de décision en maintenance s'avère être une question cruciale pour la prise de décision appropriée sur la solution de maintenance basé sur le RUL. En d'autres termes, l'incertitude épistémique (due à une connaissance insuffisante) avec l'incertitude aléatoire (due à la nature intrinsèquement stochastique des phénomènes de dégradation et de défaillance) doivent être prises en compte pour la prédiction du RUL, et dans les modèles de prise de décision. Le problème de l'optimisation de la maintenance dans un contexte où les incertitudes du modèle de dégradation intégré conduisent à des fonctions objectives incertaines du coût de maintenance. Toutefois l'impact de l'incertitude dans l'optimisation de la maintenance n'a pas reçu beaucoup d'attention.
- **Connaissance du domaine et disponibilité du modèle:** Les modèles de dégradation basés sur les connaissances physiques sont largement utilisés pour le pronostic. Toutefois, la disponibilité des modèles peut poser problème lorsqu'il y a peu de connaissances préalables, ou lorsque le système est compliqué pour qu'un modèle descriptif puisse être élaboré. c'est pourquoi de nombreux travaux s'intéressent aux approches fondées sur les données
- **Algorithmes** Comme les systèmes d'ingénierie actuels sont conçus de manière plus durable pour les environnements ambiants et polyvalents pour un large éventail de tâches, le comportement des machines et les modèles de dégradation sont de plus en plus difficiles à prévoir. Pour résoudre un tel problème, il faut développer des algorithmes d'analyse en ligne adaptatifs pour modéliser les relations entre le comportement des machines, leur dégradation et les régimes de travail en utilisant des données en temps réel provenant de systèmes sur le terrain.
- **la disponibilité et la qualité de données** Les approches fondées sur les données introduisent de nouveaux défis concernant les données disponibles, la qualité des données et l'identification des méthodes numériques qui sont extensibles à de grands ensembles de données. Selon ces approches, la modélisation de base équivaut à la formation d'un classificateur hors ligne capable de reconnaître différents modèles de comportement du système. Le classificateur est alors capable de prédire les échecs en ligne à venir en le comparant avec des pratiques reconnues. Cependant, les erreurs

et le bruit dans les données de formation conduisent directement à l'inefficacité du classificateur. La qualité et disponibilité des données jouent un rôle important lors de l'entraînement des modèles de prédiction et aussi lors de la prédiction en ligne. Afin de proposer une solution PHM applicable dans le monde réel il faut assurer la collecte continue et fiable des données.

- **Plateforme PHM:** L'adaptabilité des algorithmes est également une exigence clé lorsque les solutions PHM doivent être déployées dans des plates-formes en cloud computing pour des pronostics autonomes. Par rapport aux solutions PHM ad hoc traditionnelles, l'analyse de données dans le cloud computing nécessite des algorithmes hautement autonomes et adaptatifs pour gérer des situations complexes. Les écarts entre les différentes machines, tels que la configuration humaine, la formation manuelle des algorithmes et la machine de réglage des paramètres, sont souvent peu pratiques. Cependant, les travaux de recherche existants sur les plateformes de PHM basées sur le cloud computing sont destinés à des applications limitées ou spécifiques, manquant ainsi de l'adaptabilité et de la robustesse des algorithmes nécessaires pour des situations plus complexes. Les efforts actuels de développement de plates-formes se concentrent principalement sur la conception de framework de plates-formes tels que la connectivité des données, la gestion et la configuration des réseaux de capteurs, sans que les fonctions d'analyse des données soient beaucoup plus perfectionnées que les algorithmes PHM. Par conséquent, il est urgent de développer des méthodologies de pronostic adaptatives afin que les plateformes PHM soient plus efficaces lorsqu'elles sont appliquées à des systèmes d'ingénierie du monde réel et plus robustes lorsqu'elles traitent des complications du monde réel.

Objectifs et Contributions de la recherches

L'objectif général de la recherche proposée est de mettre au point une solution de décision post-pronostic qui puisse gérer un large ensemble de systèmes industriels distribués. Une telle solution peut être déployée dans des plates-formes de cloud computing afin de fournir un traitement des données à la demande et entièrement automatisé et de promouvoir une mise en œuvre plus large des solutions de PHM.

Les contributions et les mérites intellectuels des travaux de recherche sont résumés ci-après :

- développement une méthodologie de PHM à être mise en œuvre, adaptative et conçue de manière systémique, qui peut former de manière fiable une analyse de données en

temps réel pour des systèmes d'ingénierie du monde réel qui subissent souvent des conditions de travail dynamiques.

- Proposition d'une approche basé sur le jumeau numérique pour une solution PHM adaptative qui peut être mis en oeuvre pour des systèmes réels.
- Le jumeau numérique est étendu au domaine de l'énergie, qui est appliqué pour les pronostics PEMFC. Le comportement de dégradation du PEMFC est capturé par des auto-codeurs empilés, tandis que les pronostics en ligne sont réalisés par apprentissage par transfert dans le cadre du DT.
- Développement d'une approche de planification de maintenance basé sur la RUL pour des systèmes géographiquement distribués. cette approche consiste à élaborer un planning conjoint entre la maintenance et la logistique de la maintenance.
- Proposition d'une solution post-pronostic décision en prenant en compte l'incertitude de la RUL dans prise de décision. cette incertitude est intégrée dans le coût de maintenance.
- Proposition d'une architecture basé sur le cloud computing et l'IoT pour le déploiement de la solution jumeau numérique pour le PHM avec les services de pronostic et de post-pronostic.

Organisation de la thèse

La thèse est organisé comme suit :

Le chapitre 1 présente une revue de la littérature de pointe pour les principales techniques impliquées dans cette étude. Dans un premier temps, une vue d'ensemble du progrès des stratégies de maintenance et de la PHM est présenté, puis l'utilisation des informations fournies par les pronostics dans la prise de décision de la maintenance. Enfin, ce chapitre fait le point sur les applications du PHM dans l'industrie 4.0.

Le chapitre 2 Le jumeau numérique est appliqué dans ce chapitre pour établir un système de pronostic de la RUL. Un jumeau numérique guidé par les données est développé pour intégrer les connaissances physiques du système, et un modèle d'apprentissage de transfert profond basé sur denoising autoencoder est utilisé pour mettre à jour le DT avec des mesures en ligne. Une étude de cas avec des données expérimentales de dégradation PEMFC est

présentée, dans laquelle la méthode de pronostic DT pilotée par les données proposées a été appliquée et a atteint une grande précision de prédiction.

Le chapitre 3 se consacre sur la décision post-pronostic, plus précisément à la planification de la maintenance basée sur la RUL pour les éoliennes offshore. Cette étude propose une nouvelle formulation de la planification de la maintenance associée à une planification logistique basée sur les informations des pronostics.

Le chapitre 4 s'intéresse à la planification de la maintenance avec l'incertitude de la RUL. Comme la RUL est une valeur estimée, l'incertitude associée à cette estimation doit être prise en compte dans les décisions en maintenance. Les pronostics fournissent la RUL et l'incertitude estimée ; sur la base de ces informations, nous cherchons à fournir une planification optimale de la maintenance en tenant compte de l'incertitude.

Chapter 1

Context: Le PHM et l'industrie 4.0

1.1 Introduction

Les technologies de l'information et de la communication connaissent un développement rapide. De nombreuses technologies telles que Cloud Computing, l'Internet des objets (IoT), les BigData et l'intelligence artificielle, ont fait leur apparition. Ces nouvelles disciplines scientifiques et ces technologies imprègnent l'industrie et permettent la fusion de mondes physiques et virtuels grâce aux systèmes cyber physiques (CPS), qui marquent le début de la quatrième étape de la production industrielle "l'industrie 4.0". Cette dynamique devrait entraîner des changements structurels considérables pour les entreprises, particulièrement en matière de maintenance.

Ce chapitre vise à fournir la base d'une définition du problème général abordé dans la thèse. Il fournit les concepts clés pour la définition du problème et soutient les motivations pour le développement de la thèse. Ce chapitre commence par un aperçu de l'industrie 4.0 et de la maintenance dans les usines intelligentes. Ensuite, le PHM est abordé avec le lien entre le pronostic, la prise de décision et l'industrie 4.0.

1.2 Industrie 4.0

Industry 4.0 est un terme qui a été introduit pour la première fois à la foire de Hanovre en 2011 [45]. Une quatrième révolution industrielle est en cours dans l'industrie manufacturière mondiale et vise à assurer la compétitivité de l'industrie allemande.

Industrie 4.0 signifie la quatrième révolution industrielle. Cette étape du processus d'industrialisation est, tout comme les trois étapes précédentes, dominée par les innovations techniques. Alors que la mécanisation et l'électrification des processus de fabrication ont

conduit aux deux premières révolutions industrielles. La troisième étape, caractérisée par une augmentation de l'informatisation et de l'automatisation, se transforme actuellement en douceur en la prochaine révolution industrielle. L'industrie 4.0 est marquée par l'intégration technique des systèmes cyberphysiques dans la fabrication et de l'IoT et des services dans les processus industriels. Les nouvelles technologies auront un impact divers sur la création de valeur, l'organisation du travail, les services en aval et les modèles économiques des entreprises. À la pointe de tous les développements de l'industrie 4.0, le concept d'usine intelligente joue un rôle important dans la définition de la vision d'une nouvelle ère industrielle.

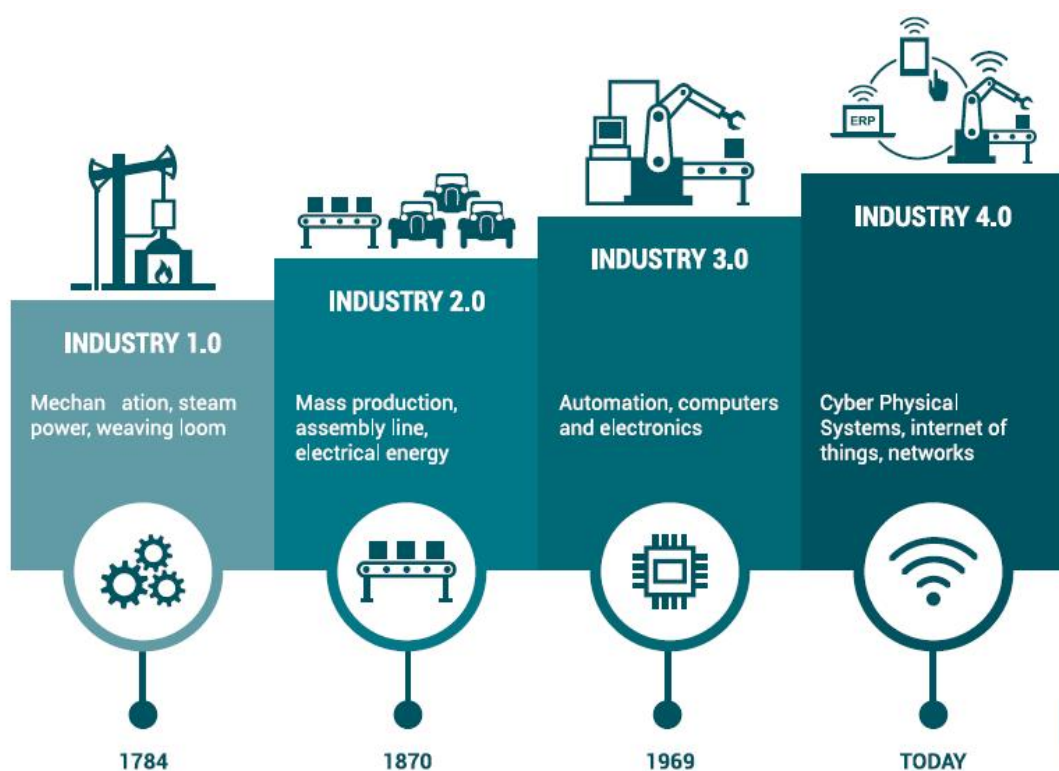


Fig. 1.1 l'évolution de l'industrie

1.2.1 Technologies clés de l'industrie 4.0

Cloud Computing

Le Cloud Computing (CC) est un modèle à grande échelle en pleine maturation pour fournir des ressources informatiques à la demande (calcul, stockage, réseaux, plateformes et applications) sous forme de service sur Internet [96]. Avec l'évolution de la virtualisation, l'accès Internet à haut débit et surtout le soutien des principales sociétés informatiques, le rêve

longtemps envisagé de "l'informatique en tant qu'utilitaire" a été réalisé, et le CC est devenu l'un des domaines qui connaissent la plus forte croissance dans l'industrie informatique. L'attrait croissant du CC résulte de son efficacité et de sa flexibilité, permettant aux clients de fournir et d'accéder rapidement à des ressources de n'importe où et à n'importe quel moment, sur la base d'un paiement à l'utilisation. Le CC permet à ses utilisateurs d'éviter les efforts d'installation et de gestion en externalisant leurs ressources matérielles et logicielles vers un environnement à grande échelle favorisant la haute disponibilité et la réduction des coûts [62].

1.2.2 Services Cloud Computing

L'expression « as-a-Service » signifie généralement qu'un tiers se charge de fournir un service de CC, afin que l'utilisateur puisse se concentrer sur des aspects plus importants, tels que le code et les relations clients. Chaque type de CC allège la gestion de l'infrastructure sur site [2].

Une infrastructure informatique sur site représente la solution qui met le plus de responsabilités entre les mains de l'utilisateur et du responsable. Lorsque l'intégralité du matériel et des logiciels se trouve sur site, une équipe de l'entreprise devez gérer, mettre à jour et, si nécessaire, remplacer chaque composant. Le CC permet d'externaliser la gestion d'un, de plusieurs ou de tous les composants de l'infrastructure des utilisateurs en vue de faire gagner du temps aux utilisateurs.

Il existe trois principaux types de CC « as-a-Service » (figure 1.2), chacun offrant un certain degré de gestion : IaaS (Infrastructure-as-a-Service), PaaS (Platform-as-a-Service) et SaaS (Software-as-a-Service) [35].

Infrastructure-as-a-Service "IaaS"

L'IaaS, ou Infrastructure-as-a-Service, est la solution la plus proche d'une infrastructure sur site. Les services d'infrastructure, tels que le stockage et la virtualisation, sont fournis par un tiers lorsque le client en a besoin par l'intermédiaire d'un cloud sur Internet. Ces services sont facturés selon l'utilisation[9].

En tant qu'utilisateur, le client est responsable du système d'exploitation ainsi que des données, applications, solutions de middleware et environnements d'exécution. Le fournisseur, quant à lui, gère le réseau, les serveurs, les fonctions de virtualisation ainsi que le stockage, et y donne accès en fonction des besoins du client [61].

le client n'a pas à assurer la maintenance ni la mise à jour de son propre datacenter sur site, car le fournisseur le fait pour lui. le client peut toutefois accéder à l'infrastructure et la

contrôler via une interface de programmation d'application (API) ou un tableau de bord [61]. L'IaaS permet d'acheter uniquement les composants nécessaires et de les faire évoluer au besoin. Il s'agit d'une solution très abordable puisqu'elle implique peu de frais et aucun coût de maintenance.

L'IaaS permet notamment de créer et de supprimer rapidement et de manière flexible des environnements de développement et de test. le client peut utiliser uniquement l'infrastructure dont il a besoin pour créer son environnement de développement et la faire évoluer aussi longtemps que nécessaire, puis la supprimer lorsque il a terminé et ne payer que ce que il a utilisé [9].

Les principaux inconvénients de l'IaaS sont les suivants : potentiels problèmes de sécurité chez le fournisseur, incertitude quant à la fiabilité du service et systèmes multi-clients où le fournisseur partage les ressources de l'infrastructure entre plusieurs clients. Il est possible d'éviter ces inconvénients en choisissant un fournisseur historique fiable et de confiance, qui bénéficie d'une réputation solide [82].

Platform-as-a-Service "PaaS"

Le modèle PaaS, ou Platform-as-a-Service, s'éloigne un peu plus de la gestion d'infrastructure entièrement sur site. Le fournisseur héberge le matériel et les logiciels sur sa propre infrastructure et met à disposition de l'utilisateur une plateforme via Internet, sous la forme d'une solution intégrée, d'une pile de solutions ou d'un service [76].

D'abord destiné aux développeurs et aux programmeurs, le PaaS permet à l'utilisateur de développer, d'exécuter et de gérer ses propres applications, sans avoir à créer ni entretenir l'infrastructure ou la plateforme généralement associée au processus [71].

Le client peut écrire le code, créer et gérer ses applications, le tout, sans avoir à se préoccuper des mises à jour logicielles ou de la maintenance du matériel. L'environnement de développement et de déploiement est fourni par le fournisseur du CC.

Le PaaS permet aux développeurs de créer un framework qui leur sert de base pour développer et personnaliser leurs applications basées sur le Web. Les développeurs peuvent utiliser les composants logiciels intégrés pour créer leurs applications, et ainsi limiter la quantité de code qu'ils doivent écrire eux-mêmes [47].

Software-as-a-Service "SaaS"

Le SaaS (Software-as-a-Service), ou services d'applications cloud, est la forme la plus globale des services de CC. Il fournit une application complète gérée par un fournisseur par l'intermédiaire d'un navigateur web [23].

Les mises à jour logicielles, l'application des correctifs et les autres tâches de maintenance logicielle sont gérées par le fournisseur pour le compte de l'utilisateur, qui peut se connecter à l'application à l'aide d'un tableau de bord ou d'une API. Aucun logiciel n'est installé sur les machines de l'entreprise et l'accès au programme pour les groupes est plus fluide et plus fiable.

Le SaaS constitue une option intéressante pour les petites entreprises qui n'ont pas les ressources humaines ou la bande passante suffisantes pour gérer l'installation et les mises à jour de logiciels, ainsi que pour les applications qui ne nécessitent pas une personnalisation trop importante ou qui ne sont utilisées qu'occasionnellement [72].

Bien qu'il fasse gagner du temps et limite les opérations de maintenance, le modèle SaaS réduit le niveau de contrôle et peut nuire à la sécurité et aux performances.

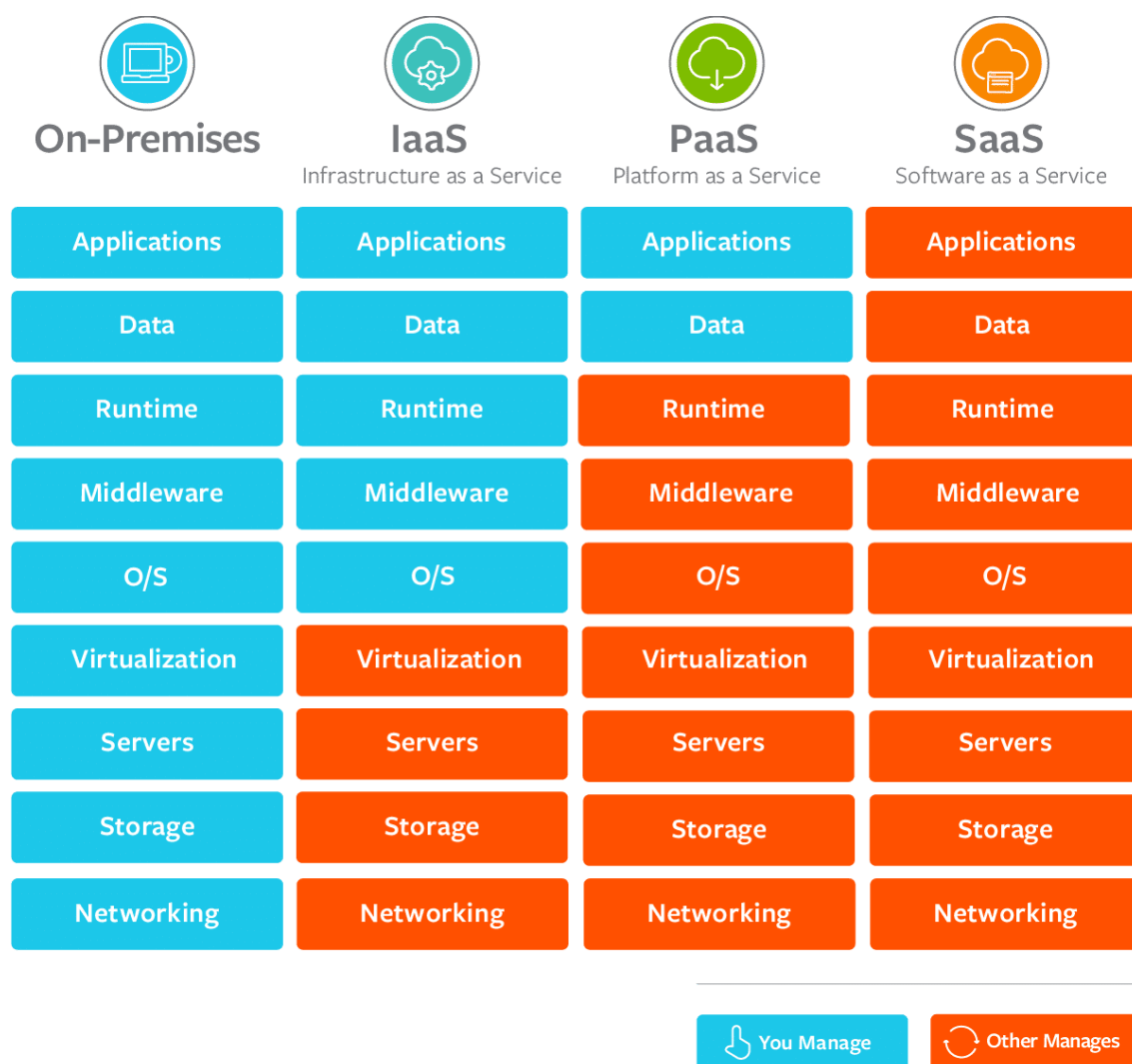


Fig. 1.2 Responsabilité du client et fournisseur suivant les services cloud

IoT

L'internet des objets (*Internet of Things IoT*) peut être compris comme le réseau mondial et omniprésent qui aide et fournit la fonctionnalité d'intégration du monde physique. Cela se fait par la collecte, le traitement et l'analyse des données générées par les capteurs de l'IoT, qui seront présentes dans toutes les choses et intégrées par le réseau de communication public. L'Internet des objets (IoT) peut être compris comme l'ensemble des technologies de l'information et de la communication (TIC). Le terme IoT a été créé en 1999 par le pionnier britannique de la technologie Kevin Ashton [59] pour développer un système dans lequel des objets physiques pourraient être connectés à l'Internet via des capteurs. Il a inventé ce terme pour déterminer l'importance des étiquettes d'identification par radiofréquence (RFID) utilisées dans les chaînes d'approvisionnement vers l'internet pour suivre les marchandises sans aucune intervention humaine. L'écosystème de IoT est constitué d'objets physiques, qui sont connectés et accessibles sur l'internet. Les "choses" de IoT pourraient être une personne ou tout objet doté d'un capteur intégré avec une adresse IP attribuée qui peut collecter et échanger les informations sur le réseau sans aucune assistance humaine (Madakam et al., 2015). La technologie intégrée dans le CPS permet sa connexion avec le monde physique pour la capture de données volumineuses et garantit une sécurité accrue de IoT ainsi qu'une efficacité accrue du CPS. IoT prend rapidement de l'ampleur pour aider les industries à accroître la précision et l'exactitude des processus, à réduire les coûts et à percevoir les avantages de l'information en temps réel, ce qui permettrait de prendre des décisions en connaissance de cause. IoT offre la possibilité de contrôler les performances réelles et les indicateurs clés de performance d'une organisation. Cela leur permet de créer leurs systèmes de produits-services et de démêler le potentiel d'innovation du système grâce à IoT [27].

Cyber physique

Le terme "système cyber-physique" a été initialement inventé par Ellen Gill en 2006. Le CPS est une catégorie de système embarqué. Il est souvent appelé système informatique de nouvelle génération qui utilise des techniques de calcul intelligentes associées au monde physique et aux unités de calcul. Le CPS peut interagir avec les systèmes du monde réel par le biais du calcul, de la communication et des contrôles. L'interaction des unités de calcul et des unités physiques conduit à des mises en œuvre avancées de l'internet des objets (IoT). L'IoT et les CPS sont conçus pour prendre en charge des applications en temps réel qui peuvent gérer de nombreux ensembles de données environnementales. En d'autres termes, la CPS est une combinaison de commandes numériques et de l'environnement physique [67].

Le système cyber-physique est constitué de composants cybernétiques et de composants physiques, c'est pourquoi nous l'appelons système cyber-physique. Le CPS est basé sur un système informatique de traitement de l'information, qui est intégré dans un produit, comme une voiture, un avion ou un autre appareil. Ces systèmes informatiques sont utilisés pour effectuer des tâches spécifiques.

Ce système informatique interagit avec l'environnement physique au moyen de capteurs et d'actionneurs. Ces systèmes embarqués ne sont plus autonomes, ils partagent leurs données via des réseaux de communication tels que l'internet et l'informatique en nuage, où les données de nombreux systèmes embarqués peuvent être collectées et traitées. Ils créent ainsi un système de systèmes. Les systèmes embarqués connectés peuvent être contrôlés et décentralisés par une unité de calcul. Les données collectées peuvent être traitées automatiquement ou par une interface homme-machine (IHM).

Big Data

Le terme "BigData" désigne une grande quantité de données structurées, semi-structurées et non structurées créées par des sources de données différentes. Le stockage et l'analyse de ces données nécessiteraient du temps et d'argent pour obtenir une valeur considérable. Par conséquent, les BigData font référence aux données massives qui ne pourraient pas être collectées, stockées, gérées, partagées, analysées et calculées par des outils de données standard dans un délai tolérable [16].

Les grandes données peuvent être définies par les caractéristiques suivantes : Volume, variété, vitesse et valeur, c'est-à-dire 4Vs [108]. En ce qui concerne le volume, l'échelle des données est très large, allant de plusieurs PB (1000TB) à ZB (un milliard de TB) [16]. Quant à la variété, elle signifie que la taille, le contenu, le format et les applications des données sont diversifiés. Par exemple, les données comprennent des données structurées (chiffres, symboles et tableaux), des données semi-structurées (arbres, graphiques et documents XML) et des données non structurées (journaux, audios, vidéos, documents et images) [108]. La vitesse signifie que la génération de données est rapide et que le traitement des données exige une grande rapidité. Face à des données massives, la vitesse est la vie des entreprises. Pour la valeur, l'importance des données n'est pas le grand volume, mais plutôt l'énorme valeur. Comment extraire la valeur de données massives par le biais d'algorithmes puissants est la clé pour améliorer la compétitivité.

1.3 Maintenance

1.3.1 types de maintenance

La maintenance peut être divisée en trois grands types : la maintenance corrective, préventive et prédictive. Les paragraphes suivants décrivent chacun d'entre eux.

Maintenance corrective

Ce type de maintenance est basé sur la réparation des pannes qui se sont déjà produites, ce qui implique qu'elle n'a lieu que lorsque le processus ou la machine est à l'arrêt [105]. Habituellement, cette maintenance provoque un arrêt de la production, impliquant une réduction de la production et une augmentation des coûts. La réparation le temps ne peut être prédit, ni la dégradation ou la génération d'autres défaillances associées à d'autres parties du processus. De ce fait, la maintenance corrective est utilisée dans les processus où les défaillances ne pas avoir un impact critique sur la production.

Maintenance préventive

La maintenance préventive (PM) est un ensemble d'actions de maintenance planifiés visant à la prévention des pannes et des défaillances spontanées. Elle repose sur des examens périodiques du système dans le but d'en prévenir les défaillances. Malgré une maintenance corrective, cette maintenance est généralement appliqué en dehors du temps de production. L'objectif de ce type de maintenance employée est de réduire le nombre de mesures d'entretien correctives appliquées par le biais de contrôles périodiques et de remplacement des les pièces d'usure. Ashayeri [93] a présenté un système de planification assistée par ordinateur pour la maintenance d'un ensemble de des centres d'usinage CNC de haute précision. Coro et al. [22] ont présenté l'inspection de programmation des turbines à gaz des structures soudées, sur la base de calculs de fiabilité et de résultats de révision. Il s'agit d'une maintenance exigeante, qui nécessite une supervision stricte et l'élaboration d'un plan doit être effectuée par du personnel qualifié. En outre, si elle n'est pas correctement appliquée, il y aura une qui provoque un coût en termes de productivité.

Maintenance prédictive

La maintenance prédictive (PdM) est un type de maintenance qui intervient avant que la panne ne survienne. Elle est basée sur des formules précises en plus des mesures des capteurs, et la maintenance est effectuée avec l'analyse des paramètres mesurés. Le principe de cette

maintenance est d'assurer un intervalle maximum entre les réparations et de minimiser le coût et le nombre d'opérations de maintenance programmées [65].

L'acquisition de données consiste à collecter et à stocker les données d'un processus physique dans un système, ce qui est essentiel pour mettre en œuvre la maintenance prédictive. Les données collectées dans le cadre d'un programme de maintenance prédictive peuvent être classées en deux types principaux : les données relatives aux événements et les données de surveillance des conditions. Les données acquises sont susceptibles de présenter certaines valeurs manquantes, incohérentes et bruyantes. La qualité des données a un impact significatif sur les résultats obtenus par les techniques d'exploration des données. Pour améliorer ces résultats, des méthodes de prétraitement peuvent être appliquées. Le prétraitement des données est l'une des étapes les plus critiques, qui concerne la préparation et la transformation de l'ensemble de données initial. Le diagnostic se concentre sur la détection, l'identification et l'isolation des pannes lorsqu'elles se produisent, tandis que le pronostic prétend prédire les pannes avant qu'elles ne se produisent et est lié à la maintenance prédictive. Les diagnostics et les pronostics sont complémentaires en ce sens que les diagnostics ajoutent de nouvelles informations issues du processus. Ces informations permettent de passer d'un problème non supervisé à un problème supervisé. Un modèle supervisé est toujours plus facile à développer et a une plus grande précision, ce qui implique un meilleur modèle de pronostic.

1.3.2 Le développement de la maintenance

Dans le passé, la maintenance était considérée comme un travail de réparation. Les machines étaient utilisées jusqu'à ce qu'elles tombent en panne, et il n'y avait aucun moyen de prévoir les pannes. Avec le développement de l'ingénierie de la fiabilité dans les années 1950, le concept de maintenance préventive (PM) a été préconisé, et la maintenance basée sur le temps (TBM) a été introduite. La TBM était basée sur la courbe dite de la baignoire, représentant l'augmentation des taux de défaillance des équipements après une certaine période de fonctionnement. Cependant, dans de nombreux cas, l'état d'une machine ne peut être identifié à partir de l'étendue de la période d'exploitation, car le taux de détérioration dépend non seulement du temps écoulé, mais aussi de divers autres facteurs, y compris les conditions opérationnelles et environnementales. C'est pourquoi le TBM impose parfois des traitements inutiles, qui perturbent souvent les opérations normales et provoquent des dysfonctionnements dus à des opérations manquées [10]. Après que les limites du TBM en tant que moyen de PM ont été reconnues, le concept de maintenance basée sur l'état (CBM) a été proposé, basé sur le développement de techniques de diagnostic des machines dans les années 1970.

La CBM consiste à recommander des mesures de maintenance sur la base des informations collectées par le biais de la surveillance de l'état des machines. CBM permet d'éviter les tâches de maintenance inutiles en prenant des mesures de maintenance uniquement lorsqu'il y a des preuves du comportement anormal d'un bien physique. Un programme de mesures de confiance correctement établi et efficacement mis en œuvre peut réduire considérablement les coûts de maintenance en réduisant les opérations de maintenance programmées inutiles [11]. Par conséquent, CBM permettra de prendre les mesures appropriées au bon moment pour prévenir les défaillances s'il dispose d'une technique de diagnostic appropriée.

Le pronostic, qui est défini comme une approche systématique permettant de suivre en permanence les indicateurs de santé afin de prédire la fiabilité dans le temps [13], peut servir à évaluer la dégradation de la qualité d'une installation sur la base des données de surveillance de l'état de santé acquises en ligne. Le pronostic le plus largement utilisé consiste à prédire le temps restant avant la défaillance (RUL)

1.4 PHM

La conception du pronostic et de la gestion de la santé (PHM) a été proposée par la science médicale, puis introduite dans la science mécanique [110]. Comme les pronostics médicaux se concentrent sur la prédiction de maladies potentielles et le prétraitement de la santé des patients, la PHM en science mécanique vise à fournir un cadre intégré pour la prédiction de la dégradation et la maintenance des machines. De manière significative, le contenu de la PHM a été largement étudié en intégrant des techniques de pronostic et des politiques de maintenance, telles que la maintenance basée sur l'état (CBM), la maintenance prédictive (PM) et la maintenance sous condition (OM). La recherche axée sur des prévisions de santé précises et des décisions de terrain efficaces en matière de GSP a été un point important de la recherche [19]. Au cours des dernières décennies, l'ingénierie de la fiabilité a couvert de nombreux domaines de recherche [51].

PHM est une discipline émergente pour gérer l'état de santé des systèmes d'ingénierie et de leurs composants critiques, qui a attiré beaucoup d'attention des ingénieurs et des chercheurs ces dernières années [75]. Les pronostics et la gestion de la santé concernent principalement la construction d'indicateurs de santé, la prévision de la durée de vie utile résiduelle (DUR) et la gestion de la santé. La construction d'indicateurs de santé vise à évaluer l'état de santé actuel d'un système d'ingénierie et de ses composants critiques, qui est ensuite utilisé pour déduire leur durée de vie utile restante [6]. Sur la base des deux premiers aspects, le calendrier optimal de gestion de la santé est planifié pour minimiser les coûts et prévenir les accidents imprévus. La construction d'indicateurs de santé est la clé de la

prédiction des RUL car elle fournit un indicateur de santé pour la prédiction. Par exemple, les roulements sont des éléments critiques couramment utilisés dans les machines tournantes [33]. Une fois que les roulements à éléments roulants tombent en panne, ils accélèrent la défaillance d'autres composants et machines adjacents. Il est donc nécessaire de prévoir leur état de santé pour prévenir tout accident imprévu causé par une défaillance de roulement.

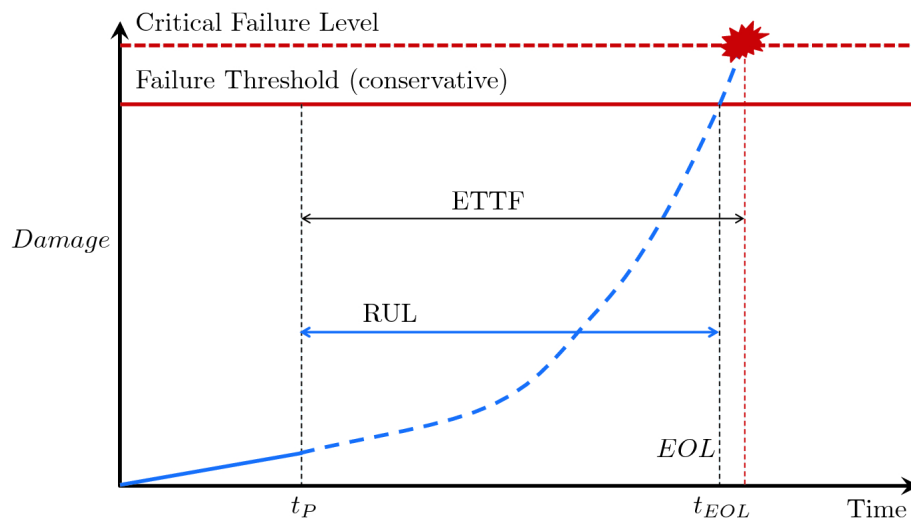


Fig. 1.3 RUL

1.5 PHM pour l'industrie 4.0

Les avantages de PHM se traduisent par des économies importantes et une augmentation des revenus pour les entreprises qui gèrent de grandes installations. Néanmoins, le PHM n'est pas encore largement déployé, étant donné qu'il est assez difficile d'accéder à des informations détaillées et opportunes sur l'état des équipements. Ces dernières années, la situation évolue progressivement grâce au déploiement prolifique de systèmes de détection et de technologies numériques avancées (par exemple, Internet des objets, BigData, intelligence artificielle) dans les installations de production des grandes organisations.

1.5.1 PHM and Cloud Computing

Dans le cadre du PHM, toutes les mesures des conditions sont généralement collectées et transmises à un serveur centralisé. Les mesures sont traitées dans un serveur centralisé basé sur des modèles et des algorithmes pour le diagnostic des défauts, le pronostic et la planification de la maintenance [5]. Inspiré par le succès du cloud computing, un PHM basé

sur le cloud [85] est envisagée. il s'agit d'une technologie orientée services de nouvelle génération qui permet à plusieurs entreprises de déployer et de gérer des services de maintenance prédictive, notamment la surveillance de l'état des machines, l'analyse et le diagnostic des données, le pronostic et la planification de la maintenance sur Internet. Elle bénéficie en effet du partage des données et des connaissances sur les machines et les processus entre différentes applications et différents sites, de manière transparente et collaborative, en adoptant les techniques du cloud. Il est significatif et d'une grande importance de développer un PHM basé sur le cloud au niveau du contrôle des machines et de l'exécution pour améliorer la fiabilité, la disponibilité et la sécurité de la fabrication dans le cloud.

1.5.2 PHM and IoT

Les méthodologies PHM reposent sur plusieurs éléments clés dans lesquels les capteurs peuvent surveiller les précurseurs de défaillance et les conditions de charge environnementale (par exemple, les contraintes). Les fabricants et les exploitants des équipements utilisent des capteurs depuis des décennies pour collecter des données sur l'état de santé de ces équipements, définis comme " un article, une chose ou une entité qui a une valeur potentielle ou réelle pour une organisation " [73]. Aujourd'hui, la collecte de données est souvent effectuée à l'aide de capteurs câblés à des systèmes de contrôle industriel afin de faciliter l'évaluation des performances opérationnelles. En outre, les techniciens effectuent des relevés sur une machine pour vérifier ses performances et peuvent ensuite rejeter les données [114]. Cependant, les développements de l'IoT offrent un nouveau paradigme dans lequel les données des capteurs sont diffusées sans fil à partir de "choses", qui peuvent être des systèmes, des sous-systèmes ou des actifs, vers des serveurs distants dans le CC. De cette manière, toutes les données pertinentes pour l'estimation de l'état de la santé (par exemple, les conditions environnementales, la maintenance et les données d'exploitation) sont disponibles pour la surveillance de la santé et l'évaluation du pronostic. Ce partage de l'information entre les actifs et les plates-formes permet de dresser un tableau complet de l'exploitation et d'avoir la souplesse nécessaire pour évaluer et gérer des risques nouveaux, voire inconnus auparavant[49].

1.5.3 PHM and CPS

Les méthodes PHM peuvent être appliquées comme le noyau analytique du système cyber-physique. Les algorithmes PHM sont utilisés pour obtenir des données réelles in situ à partir d'actifs au stade actuel, mais l'intégration avec le CPS aidera les deux parties à tirer parti des avantages. Dans le cas intégré, les informations historiques sur le cycle de vie de l'ensemble

du parc, l'évaluation des actifs par des pairs, qui est disponible grâce à la mise en œuvre du CPS, peuvent améliorer considérablement les performances de ces algorithmes analytiques [63].

1.6 Prise de décision de maintenance

Aujourd'hui, avec les applications des paradigmes de l'industrie 4.0, on s'intéresse de plus en plus aux nouveaux développements des politiques de maintenance. En tirant les résultats des pronostics de santé en temps réel, les décideurs devraient étudier et modéliser les différentes structures des systèmes, les diverses caractéristiques de production et la complexité exponentielle de l'ordonnancement. En raison de la difficulté à traiter ces questions, les politiques de maintenance pour les paradigmes de fabrication avancée se sont développées lentement au cours des premières années. Avec les demandes actuelles de l'industrie, le nouvel ordonnancement des PHM doit gagner de plus en plus de popularité.

1.7 Les challenges du PHM

Selon Wang (2010), les applications de pronostic réussies sont encore rares dans les systèmes d'ingénierie complexes, même si de nombreux algorithmes ont été proposés et expérimentés pour les calculs RUL. Les nombreuses idées préconçues et les problèmes rencontrés lors du développement de ces algorithmes remettent en question les applications de pronostic dans les systèmes complexes. En outre, les caractéristiques des données complexes présentent des modèles de dégradation immensément stochastiques et non linéaires qui rendent le système difficile à modéliser avec précision (Eker, 2015). Par conséquent, les pronostics sont considérés comme le talon d'Achille des systèmes PHM et, puisqu'ils impliquent une incertitude à gros grains, la discipline des pronostics présente des défis majeurs pour les applications de maintenance conditionnelle (Roemer et al., 2006).

Les défis du pronostic, et leurs exigences potentielles, ont observé dans la littérature actuelle sont donnés dans les sous-sections suivantes.

1.7.1 L'incertitude

Dans la PHM, en particulier les pronostics, il est d'une importance capitale de prendre en compte l'incertitude inhérente aux modèles et aux données. Prédire le RUL comme un nombre unique, par exemple, est illusoire et peut être trompeur. Les décisions prises sur la base d'un modèle déterministe pour des variables qui contiennent du hasard sont forcément

erronées. Les sources d'incertitude sont multiples. Tout d'abord, l'incertitude inhérente aux modèles, ou incertitude épistémique : les modèles de dégradation basés sur la physique sont des approximations de la réalité et contiennent généralement des paramètres inconnus. Deuxièmement, toutes les données acquises par les capteurs sont affectées par des erreurs de mesure : c'est l'incertitude de mesure. Et enfin, le profil d'exploitation et la charge future des équipements surveillés ne sont pas connus avec certitude. Pourtant, c'est un élément clé pour prédire l'évolution des dégradations et le moment où elles peuvent conduire à des défaillances. Au-delà de la propagation de l'incertitude, il est donc nécessaire de gérer l'incertitude dans la prise de décision pour connaître l'impact de cette incertitude sur le planning de maintenance.

1.8 Conclusion

Ce chapitre a eu pour but de passer en revue les développements récents dans le domaine de PHM d'un point de vue technologique ?. Les nouvelles technologies dans l'industrie 4.0 ont été étudiées pour proposer une solution de PHM dans les usines intelligentes. Cependant, ces solutions ne sont toujours pas applicables en raison de l'absence de lien en temps réel entre les machines et les services en Cloud. Le paradigme du jumeau numérique (*Digital Twin*) est apparu pour lier les machines et leur présentation digital dans le cloud afin de garantir une communication en continue et en temps réel entre les équipements et les services cloud.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons aux solutions PHM pour l'industrie 4.0 en proposant une solution basée sur le jumeau numérique pour relier le système physique et le cyber système d'une solution PHM.

Chapter 2

Les jumeaux numériques dans le PHM

2.1 Introduction

L'un des principaux concepts de l'Industrie 4.0 est le "jumeau numérique" (*Digital Twin "DT"*) qui permet l'acquisition, le partage et l'accès à une plus grande variété de données avec une interopérabilité et une disponibilité sans précédente. Le DT est la représentation virtuelle d'un produit, utilisée pour la conception, la simulation, la surveillance, l'optimisation ou l'entretien du produit. Le DT est développé dès le début des années 2000 pour l'Industrie 4.0, il offre de nombreuses possibilités pour améliorer les performances des produits, anticiper les étapes de leur cycle de vie, ou encore planifier les activités de toute une chaîne de production. Classé parmi les dix premières tendances technologiques stratégiques du Gartner, le jumeau numérique s'impose progressivement dans le monde de l'industrie.

Le PHM est essentiel pour améliorer la fiabilité et réduire les coûts de la maintenance des équipements complexes fonctionnant dans des environnements difficiles. Avec le développement du système cyber-physique (CPS), la réalisation de la fusion cyber-physique pour optimiser la PHM traditionnelle est une avancée significative. Dans ce chapitre, le DT basé sur les données est présenté pour améliorer l'efficacité et la fiabilité de la PHM.

2.2 contexte et concept du jumeau numérique

2.2.1 Définition

Le terme Digital Twin a été publié pour la première fois par la National Aeronautics and Space Administration (NASA) en 2012 [31]. Ils définissent le Digital Twin comme une simulation ultra-réaliste et à grande échelle qui utilise les meilleurs modèles physiques disponibles, les données des capteurs et les données historiques pour refléter un ou plusieurs

systemes réels. Les données pertinentes sont collectées tout au long du cycle de vie du système [31]. Les principales dimensions sont le temps et le niveau de détail. Les données pertinentes sont acquises en continu et transférées en temps réel au Digital Twin du système. Le jumeau lui-même peut être utilisé à différents niveaux de détail. En plus de l'état actuel du système, un état historique ou des états alternatifs peuvent être utilisés pour l'analyse [8, 9]. Depuis la publication de la NASA, trois fonctions principales du Digital Twin peuvent être résumées : Prévision : exécution d'études en amont du système Sécurité : surveillance et contrôle de l'état du système en termes de prédiction continue pendant le fonctionnement du système Diagnostic : analyse des perturbations imprévues pendant le fonctionnement du système.

Aujourd'hui, Digital Twin a évolué vers un concept plus large qui fait référence à une représentation virtuelle des éléments de production tels que le personnel, les produits, les actifs et les définitions de processus, un modèle vivant qui se met à jour et change continuellement lorsque la contrepartie physique change pour représenter le statut, les conditions de travail, la géométrie des produits et les états des ressources de manière synchrone. La représentation numérique fournit à la fois les éléments et la dynamique de la façon dont une "chose" physique fonctionne et vit tout au long de son cycle de vie.

2.2.2 l'histoire d'évolution des jumeaux numérique

D'un point de vue temporel, on constate un intérêt croissant pour le DT et son évolution. Le concept de "jumeau" est à l'origine dérivé du projet Apollo de la NASA, dans lequel le corps jumeau de l'avion est un véritable système physique [83]. Les modèles de jumelles aident les astronautes et le personnel à prendre des décisions dans les situations d'urgence. Avec le développement de la technologie informatique, de plus en plus de modèles de conception et de fabrication assistées par ordinateur ("*computer-aided design and computer-aided manufacturing*" CAD/CAM) deviennent possibles pour simuler les changements du monde réel dans un espace virtuel. Ensuite, le concept de Digital Twin est d'abord proposé pour la formation d'un centre de gestion du cycle de vie des produits en 2002 [111]. À ce stade, Digital Twin n'est qu'une représentation numérique d'un objet physique pour fournir une vue tridimensionnelle riche. Le développement de l'Internet des objets permet au modèle Digital Twin de soutenir de nouveaux services intelligents pour se connecter et interagir avec l'objet physique. Ces capacités permettent aux fabricants de réaliser et de piloter de nouveaux modèles commerciaux tels que la maintenance prédictive et la surveillance à distance. En ajoutant les nouveaux éléments de réalité mixte et d'expérience holographique, Digital Twin permet des interactions guidées. La connexion transparente des mondes physique

et numérique permet une collaboration homme-machine en temps réel, comme le service cognitif, l'intelligence artificielle et le guidage proactif.

2.2.3 Application

Les jumeaux numériques ont véritablement révolutionné le monde industriel en modifiant la phase de développement d'un produit ou l'utilisation d'un équipement. Les apports des jumeaux numériques peuvent être appliqués à plusieurs niveaux : à partir d'un objet, à un processus de fabrication, à une usine, voire à une ville entière, ce qui permet d'imaginer un large éventail d'applications potentielles.

Conception de produits : Le jumeau numérique a changé radicalement la phase de développement d'un produit, au lieu de créer un objet, de le tester, puis d'y apporter des améliorations. La visualisation continue de la construction d'un objet sur son modèle numérique offre l'avantage de le comparer en temps réel. Avec l'objectif final, ce développement garantit le bon déroulement de l'opération et permet de faire les bons choix en matière d'ergonomie, de matériaux et de conception. Le jumeau numérique utilise pleinement les fonctions de calcul et de simulation dans la phase de conception du produit pour permettre l'optimisation des schémas de conception et améliorer les modèles de conception. Le modèle de jumeau numérique peut également faciliter la vérification des fonctions, des structures et de la fabrication des produits.

Dans [84], un modèle de référence complet basé sur le concept de Skin Model Shapes est présenté pour servir de jumeau numérique du produit physique dans la conception et la fabrication. Dans la phase de production, l'ensemble du processus de fabrication peut être contrôlé et optimisé en temps réel par le jumeau numérique. De l'entrée des matières premières à la sortie des produits finis, les informations géométriques, les équipements, les outils et l'environnement sont gérés pour permettre de passer d'une production de masse à une production personnalisée. Dans Rosen et al. [83], Digital Twin est considéré comme la clé de la mise en œuvre de l'autonomie et de la flexibilité dans la fabrication intelligente. Dans Söderberg et al. [91], le jumeau numérique est employé pour garantir l'assurance de la géométrie du produit dans la production individualisée.

le cycle de vie d'un produit [100] réalise une boucle fermée et une optimisation de la conception, de la production, de l'exploitation, et de la maintenance. Il permet une vue systématique des différentes phases du produit et des applications du jumeau numérique dans différents cycles de vie du produit.

Pendant la phase d'exploitation, les données de performance d'un produit sont systématiquement collectées dans le cadre du jumeau numérique pour vérifier et mettre à jour les modèles existants. Les connaissances acquises à partir des conditions réelles d'exploitation

peuvent être utilisées pour la modification des produits de la prochaine génération. Dans Alam et al. [?], un modèle de référence de l'architecture du jumeau numérique est proposé pour les systèmes cyberphysiques basés sur le cloud (C2PS), et il est appliqué à un système d'aide à la conduite de véhicules basé sur le traitement des informations à distance. Dans Abramovici et al. [?], un modèle de jumeau numérique est utilisé pour réaliser la reconfiguration de produits intelligents au stade de l'utilisation. L'acquisition de données multimodales est intégrée dans un jumeau numérique pour réaliser le système de production cyberphysique [?]. Dans la phase de service, le jumeau numérique peut fournir des services à valeur ajoutée avec le soutien de la simulation physique et de l'intelligence pilotée par les données.

Surveillance des conditions Le jumeau numérique peut être utile pour comprendre, anticiper et optimiser les performances d'un objet ou d'un système. En combinant une vue continue d'un objet et l'ajout de données de suivi des performances, le jumeau numérique permet de réaliser des analyses et d'identifier le risque d'échec à un stade précoce. Différents services, tels que le diagnostic des défauts, le dépannage, la prévision de la durée de vie restante et la maintenance peuvent être mis en œuvre pour prendre des décisions en temps utile et réduire le risque d'accident. Dans l'article de Magargle et al. [60], un modèle jumeau multi-physique est construit pour surveiller l'état du système de freinage sous plusieurs angles. La NASA espère réaliser la gestion de la santé de l'avion et la prédiction de la durée de vie résiduelle en construisant un modèle jumeau numérique multi-physique et multi-échelle [31]. Wang et al. [111] ont introduit un jumeau numérique de diagnostic de défauts pour les machines tournantes avec le processus de mise à jour utilisant un schéma basé sur l'analyse de sensibilité des paramètres pour améliorer l'adaptabilité du modèle.

2.3 Jumeau numériques et les autres technologies

Il existe divers points de vue sur les relations entre le jumeau numérique et d'autres concepts, tels que la simulation, les systèmes cyberphysiques (CPS) et l'internet des objets (IoT). Bien que ces concepts soient étroitement liés, ils sont, par nature, différents en ce qui concerne le concept, les éléments de base et l'application.

2.3.1 Jumeau numérique et l'industrie 4.0

L'industrie devient intelligente à tous les niveaux, du dispositif physique aux réseaux de production, en passant par la gestion d'usine, en acquérant des capacités d'apprentissage, de configuration et d'exécution grâce à l'intelligence cognitive. Cette section décrit la tendance

de l'industrie intelligente et examine la connotation de la fabrication intelligente basée sur le jumeau numérique, en soulignant l'impact que le jumeau numérique pourrait avoir pour l'industrie du future.

Dans la fabrication intelligente, une " entité " physique dans une usine est connectée à l'Internet industriel via des passerelles cybernétiques standard et abstraite comme un jumeau numérique dans le cyberspace. Chaque jumeau numérique dans le cyberspace est une abstraction de son homologue dans le monde physique en reflétant son statut physique. Le cyberspace stocke et traite les données en continu provenant des objets physiques connectés. Ces données sont utilisées pour modéliser, simuler et prédire l'état de chaque objet physique dans des conditions de travail dynamiques. L'utilisation généralisée de technologies intelligentes, telles que le traitement des données de grande taille et l'intelligence artificielle, permet d'extraire l'intelligence de fabrication à chaque instant des activités de fabrication. L'intelligence collective dans les usines connectées localement et dans le cyberspace ouvre la voie à des changements spectaculaires des aspects du fonctionnement intra-entreprise, de la collaboration inter-entreprises et du modèle de production.

2.3.2 Jumeau numérique et Internet des Objet (IoT)

L'IoT fait référence aux connexions entre un réseau de biens physiques à travers lesquels les données peuvent circuler entre elles. Ces connexions sont rendues possibles par la mise en œuvre sécurisée de réseaux informatiques, d'Internet et de protocoles de communication. Cependant, malgré la connectivité, l'IoT n'inclut pas l'idée de modèles numériques dans le cyber-espace. L'IoT est l'infrastructure de l'espace physique qui permet de connecter des biens physiques [?].

2.3.3 Jumeau numérique et BigData

Le processus de production devient de plus en plus complexe et il est difficile d'identifier rapidement les problèmes du processus de fabrication de manière traditionnelle. Les données peuvent refléter ces problèmes visibles et invisibles. Les BigData apportent plus d'efficacité, une meilleure compréhension et plus d'intelligence à la production. En outre, le jumeau numérique permet de réaliser la corrélation et l'ajustement dynamique entre la planification et la mise en œuvre de la fabrication, ainsi que de promouvoir la prédiction, le diagnostic et la maintenance des défauts de manière numérique. Bien qu'il y ait de nombreuses différences entre le jumeau numérique et les données importantes, ils jouent des rôles complémentaires dans la fabrication [78].

Les BigData pourraient être considérées comme un élément essentiel du jumeau numérique. Sans les BigData, la plupart des fonctions du jumeau numérique seraient le château dans les airs. Et sans le jumeau numérique, l'analyse des données importantes et le processus de fabrication ne seraient pas parallèles. La convergence du jumeau numérique et des BigData peut briser les barrières entre les différentes phases du cycle de vie du produit et raccourcir le cycle de développement et de vérification du produit.

2.3.4 Jumeau numérique et les CPS

Le jumeau numérique, CPS et l'IoT utilisent tous des réseaux et des capteurs, le jumeau numérique est un concept différent mais lié au CPS ou à l'IoT. Un CPS se caractérise par un actif physique et son jumeau numérique. En revanche, un jumeau numérique est limité au modèle numérique, et non à l'actif physique de jumeau, bien qu'un jumeau numérique ne puisse pas vivre sans son actif de jumeau dans l'espace physique. En d'autres termes, le jumeau numérique représente la condition préalable au développement d'un CPS [?].

2.3.5 Jumeau numérique et la simulation

Les jumeaux numériques sont créés à l'aide du même logiciel de modélisation ou de conception assistée par ordinateur (CAO) que celui utilisé par les concepteurs et les ingénieurs dans les premières phases de développement des produits [11]. Dans le cas des jumeaux numériques, cependant, le modèle est conservé pour les étapes ultérieures du cycle de vie du produit, telles que l'inspection et la maintenance. La spécificité du jumeau numérique réside dans le fait que ces modèles seront alimentés en permanence avec des données collectées par des capteurs placés sur le système réel. Ainsi, contrairement à la simulation classique, les modèles de jumeau numérique peuvent fonctionner en continu pour pouvoir fournir à tout moment des informations sur l'état de fonctionnement actuel du système réel auquel il est connecté. De plus, les prévisions en temps réel de son fonctionnement actuel se feront dans les secondes, minutes, heures ou semaines à venir [91].

Kunath et al. [?] définissent le jumeau numérique d'un objet physique comme la somme de toutes les données logiquement liées, c'est-à-dire les données d'ingénierie et les données opérationnelles, représentées par un modèle de données sémantique. Alors que les données d'ingénierie sont générées une fois et mises à jour si nécessaire, par exemple les modèles 3D, les modèles de simulation spécifiques ou les spécifications des matériaux, les données opérationnelles sont recueillies et traitées en temps réel. Selon cette définition, le jumeau numérique peut représenter les états historiques et en temps réel de l'objet physique. En utilisant des applications spécifiques, une visualisation en temps réel de l'objet physique

peut être générée, en combinant un modèle 3D avec des données en temps réel. En outre, différentes simulations peuvent être réalisées, en utilisant des modèles de simulation existants ou en générant de nouveaux modèles qui feront partie du jumeau numérique.

Un jumeau numérique est une réplique numérique d'une " entité " du monde réel. Si cela ressemble à une simulation, le jumeau numérique est bien plus que cela. Un jumeau numérique est une représentation haute-fidélité de la dynamique opérationnelle de son homologue physique, rendue possible par une synchronisation en temps quasi réel entre le cyberspace et l'espace physique. La dynamique opérationnelle est un élément essentiel d'un jumeau numérique car le comportement d'un jumeau est basé sur des données en temps quasi réel provenant de son homologue physique. La simulation se concentre sur ce qui pourrait se passer dans le monde réel (scénario d'hypothèses), mais pas sur ce qui se passe actuellement. Dans le contexte de la fabrication, un jumeau numérique peut être utilisé pour la surveillance, le contrôle, le diagnostic et la prédiction, autre que la simple simulation [84].

2.4 L'architecture du jumeau numérique

2.4.1 Architecture à 3 couches

Le DT tridimensionnel traditionnel a été proposé pour la première fois en 2003 par M. Grieves dans le cadre de son cours de gestion du cycle de vie des produits (PLM) à l'université du Michigan [31]. Cela peut être considéré comme l'origine du DT. Le DT en trois dimensions comprend trois parties [31] : (1) une entité physique dans l'espace physique, (2) une entité virtuelle dans l'espace virtuel, et (3) une connexion de données et d'informations qui relie les entités physiques et virtuelles entre elles.

L'entité physique : Les objets ou les entités qui existent en grande partie avec des fonctions et des capacités réelles telle qu'un avion, une machine et les infrastructures connexe. Ces entités peuvent accomplir des missions spécifiques dans l'espace physique et produire des résultats réels.

L'entité virtuelle consiste en un ensemble de modèles permettant de décrire la contrepartie physique sous différents angles, notamment les dimensions géométriques, les propriétés physiques et les comportements, etc. Il s'agit d'un miroir numérique qui accompagne l'entité physique pendant sa durée de vie, caractérisé par une synchronisation en temps réel, une représentation cartographique fidèle et une haute fidélité.

Pour reproduire l'entité physique, différents types de modèles peuvent être construits dans l'espace virtuel. En respectant les modèles géométriques, des paramètres tels que les formes, les tailles et les relations d'assemblage sont modélisés pour simuler les processus d'assemblage, les processus d'usinage, la logistique [106], etc.

Sur la base des modèles géométriques, certains chercheurs approfondissent la modélisation des facteurs physiques (par exemple, la force, la température et les vibrations), puis procèdent à la simulation de la modification des paramètres physiques [14], à l'évaluation des plans de processus [15], à l'évaluation de la fiabilité [16], etc. En ajoutant les paramètres physiques, l'entité virtuelle se rapproche de la contrepartie physique non seulement en termes de sens mais aussi de propriétés réelles.

Pour imiter les comportements de l'entité physique dans différentes conditions, des méthodes telles que le réseau de neurones [17], la méthode bayésienne [18], la machine à états finis [19] et la chaîne de Markov [20] peuvent être utilisées pour établir des relations linéaires ou non linéaires entre les paramètres et les comportements. Grâce aux modèles de comportement, les structures internes de l'entité physique peuvent être saisies et certaines performances peuvent être prédites à l'avance. Les modèles de règles peuvent également être construits en traitant une grande quantité de données historiques de l'entité physique, sur la base d'algorithmes d'apprentissage automatique [21]. Les modèles de règles fournissent des critères et des règles pour les l'optimisation des entités.

la connexion présente les interactions entre les deux parties, d'une part, les données en temps réel de l'entité physique sont collectées et transmises à la réplique virtuelle pour la mise à jour et l'étalonnage du modèle, et d'autre part, les informations précieuses générées par les simulations virtuelles sont renvoyées à l'espace physique pour guider et optimiser l'entité physique correspondante. Le DT forme une boucle fermée de l'espace physique à l'espace virtuel et de nouveau à l'espace physique.

Il est essentiel d'établir une connexion entre les entités physiques et virtuelles pour l'échange de données. Les recherches connexes portent principalement sur le mécanisme de communication en temps réel [22,23], la normalisation des protocoles [24], l'intégration avec l'intranet [25,26], etc. Les technologies et les dispositifs normalisés, tels que MTConnect [27], la technologie des middleware [28] et le Hub Internet industriel, sont également examinés afin de protéger l'hétérogénéité des protocoles et des interfaces [29].

2.4.2 Nouvelles exigences de l'architecture du DT

Des domaines d'application plus larges

Lorsque le DT a été introduit pour la première fois, il était principalement axé sur les produits militaires dans l'ingénierie aérospatiale, qui est une industrie très fermée avec un accès restreint à l'Internet. Toutefois, ces dernières années, comme le DT a été introduit dans des domaines d'application, tels que l'automobile, la construction, l'agriculture et les soins de santé. Ainsi, le DT devient plus accepté dans les produits quotidiens développés dans un environnement ouvert et orienté vers l'utilisateur. En conséquence, de nouvelles exigences sont posées au DT, telles qu'un service de haute qualité, l'exploitation de la demande des utilisateurs et un délai de mise sur le marché court. Par conséquent, pour s'adapter aux besoins d'applications plus larges, un modèle plus général de DT doit être élaboré.

L'obligation d'adopter les nouvelles technologies de l'information

Les technologies de l'information de nouvelle génération (New IT), telles que l'IoT, le cloud computing, les BigData et l'intelligence artificielle (IA), jouent un rôle important dans l'industrie, en permettant des interconnexions et des opérations intelligentes. Plus précisément, les données générées dans l'espace physique peuvent d'abord être transférées dans l'espace virtuel grâce à l'IoT, puis stockées et traitées via le cloud, et enfin transformées en informations précieuses grâce au BigData et à l'IA. Les informations seront encapsulées dans des services qui seront ensuite restitués à l'espace physique pour une utilisation à la demande.

Le DT vise à réaliser une fusion cyberphysique entre les deux espaces, permettant ainsi d'obtenir de meilleures performances dans diverses applications industrielles. Par conséquent, les exigences d'une intégration harmonieuse avec les nouvelles technologies de l'information sont mises en avant.

Exigences en matière de données

Les données sont un élément extrêmement important pour l'objet de modélisation, car elles contiennent des informations en abondance qui sont utiles pour la modélisation, la simulation, l'optimisation et la prédiction. Avec les nouveaux développements des technologies de l'information, il y aura une augmentation considérable du volume, de la richesse et de la fidélité des données provenant à la fois des espaces physiques et virtuels. Pour obtenir des informations plus précises et plus complètes, l'objet de modélisation exige que le DT intègre et fusionne les données des différents espaces, telles que les données opérationnelles et les

données environnementales de l'espace physique, ainsi que les résultats de simulation et les états de prédiction de l'espace virtuel. Toutefois, le DT en trois dimensions ne peut pas satisfaire à cette exigence.

Exigences en matière de services

Comme les utilisateurs actuels du DT proviennent de diverses industries avec différents niveaux techniques, la plupart d'entre eux n'ont pas suffisamment de connaissances professionnelles pour travailler avec le DT, ce qui devient un obstacle aux interactions efficaces entre le DT et les utilisateurs. Pour résoudre le problème, il est impératif d'encapsuler les fonctions du DT dans des services standardisés avec des interfaces conviviales pour une utilisation facile et à la demande, ce qui permet des opérations pratiques pour l'utilisateur. Cependant, le DT tridimensionnel ne prête pas suffisamment attention à la servisation de ses fonctions.

Une modélisation virtuelle haute-fidélité

Dans le DT, pour décrire avec précision l'entité physique, il faut une entité virtuelle capable d'intégrer de façon synchrone de multiples variables, échelles et capacités pour reproduire un miroir complet pour la contrepartie physique. Par rapport aux travaux sur la modélisation géométrique et la modélisation physique, il existe peu de travaux sur la modélisation du comportement et la modélisation des règles. Différents types de modèles doivent être intégrés et fusionnés pour décrire de manière exhaustive l'entité physique sous de multiples perspectives. Par conséquent, une méthode de modélisation permettant de produire un miroir virtuel haute fidélité complet pour l'entité physique est nécessaire.

2.4.3 Architecture à 5 couches

Entité physique

En général, l'entité physique est constituée de divers sous-systèmes et dispositifs sensoriels. Les sous-systèmes comprennent le système dynamique, le système de contrôle, le système hydraulique, etc., qui peuvent être combinés pour accomplir des tâches spécifiques. Les capteurs recueillent les états en temps réel des sous-systèmes (par exemple, les vibrations, la force, le couple et la vitesse) et leurs conditions de travail (par exemple, les paramètres environnementaux, les charges et les ordres de commande). Pour construire et maintenir l'entité physique, outre les travaux de conception, de fabrication, de PHM, etc., la collecte

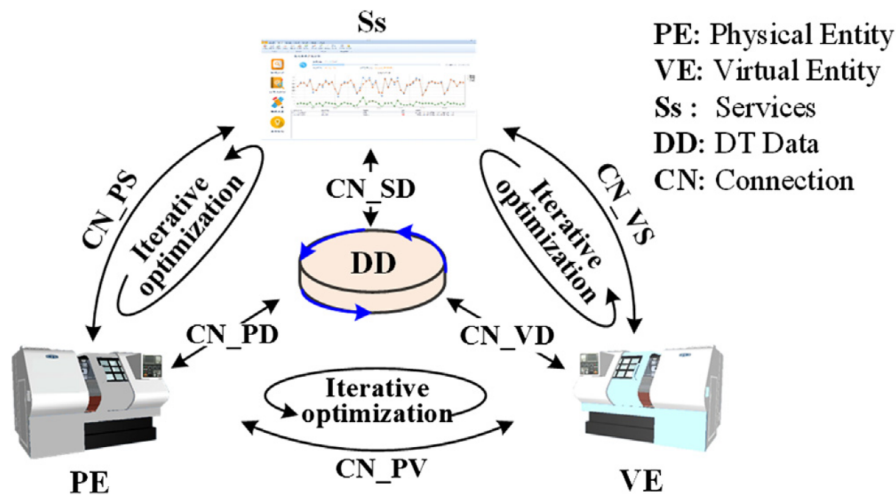


Fig. 2.1 Architecture de jumeau numérique en 5 couches

de données en temps réel basée sur des technologies sensorielles avancées est également nécessaire [100].

Entité virtuelle

En tant qu'image miroir fidèle de l'entité physique, l'entité virtuelle est représentée par le modèle géométrique, le modèle physique, le modèle de comportement et le modèle de règles.

Le modèle géométrique décrit les paramètres géométriques de l'entité physique, tels que les formes, les tailles et les relations d'assemblage. Le modèle physique représente les propriétés physiques (par exemple, la vitesse, l'usure et la force) pour refléter les phénomènes physiques de l'entité, tels que la déformation, la délamination, la fracture et la corrosion. La méthode des éléments finis (FEM) est largement appliquée à ce niveau. Le modèle de comportement décrit les mécanismes et les comportements de réponse de l'entité, tels que la transition d'état, la dégradation des performances et la coordination, sous les facteurs moteurs (par exemple, les ordres de contrôle) ou les perturbations (par exemple, les interférences humaines) du monde extérieur. Des méthodes telles que la machine à états finis, la chaîne de Markov et les modèles basés sur l'ontologie peuvent être appliquées pour décrire les processus réactifs. Le modèle de règles est un ensemble de règles extraites des données historiques de l'entité physique. Ces règles (par exemple, les associations, les contraintes et les déductions) permettent à l'entité virtuelle d'avoir des capacités de jugement, d'évaluation, d'optimisation et de prédiction.

Services

Les services comprennent les services pour l'entité physique et l'entité virtuelle. elles visent de faire fonctionner l'entité physique comme prévu par une régulation en temps réel et maintient une haute fidélité de l'entité virtuelle avec l'entité physique grâce à l'étalonnage des paramètres du modèle [100]. Pour l'entité physique, les services comprennent principalement le service de surveillance, le service PHM, le service de prévision d'état, le service d'optimisation de la consommation d'énergie, etc. Pour l'entité virtuelle, les services consistent principalement en un service de construction, un service d'étalonnage et un service de test des modèles.

2.4.4 Données DT

Les données DT comprennent cinq ensembles de données : (1) les données de l'entité physique, comprenant principalement les états d'exploitation et les conditions de travail. (2) les données de l'entité virtuelle, qui comprennent les paramètres du modèle et les données d'exploitation du modèle. (3) les données des services, qui décrivent l'encapsulation, la combinaison, l'invocation, etc. des services. (4) les données de la connaissance du domaine, qui sont extraites des données collectées ou obtenues à partir des bases de données et des systèmes existants. (5) les données de fusion peuvent être obtenues par des algorithmes de fusion de données.

Connexion

La connexion comprend la connexion entre Services et Données DT, l'entité physique et Données DT, l'entité virtuelle, Données DT, l'entité physique et Services, l'entité virtuelle et Services, et l'entité physique et l'entité virtuelle. Chacun d'eux est bidirectionnel.

2.5 Jumeau numérique pour le PHM

Le DT adapté à des fins de pronostic peut être considéré comme une représentation virtuelle de l'état de santé du système physique étudié, qui est équipé de capteurs. Ces capteurs fournissent des données sur le fonctionnement du système physique en temps réel. Du côté numérique du DT, le modèle est construit et mis à jour pour prédire l'état de santé du système physique et prendre des décisions en temps réel.

La première proposition d'application de la DT dans le domaine de la PHM est de l'utiliser pour prédire l'état de santé structurel de l'avion [103]. Par la suite, d'autres intérêts

ont été suscités. Tao et al. ont proposé une méthode de PHM basée sur le DT pour prédire l'état de santé des éoliennes en utilisant le mécanisme d'interaction et les données fusionnées du DT [100]. Pour surveiller un support hydraulique, Xie et al. [115] ont proposé un DT par le biais d'une méthode de surveillance virtuelle. L'attitude des supports hydrauliques est combinée avec le modèle numérique virtuel à l'aide d'un algorithme de fusion d'informations. Zakrajsek et al. [120] ont proposé un DT pour la surveillance de la santé des pneus au moment du toucher afin d'estimer la probabilité de défaillance et d'améliorer la décision de mission, donc d'économiser le coût. En ce qui concerne le diagnostic des défaillances, Xu et al. ont proposé un DT pour la chaîne de production de carrosseries automobiles [116] et Wang et al. ont présenté un DT pour le diagnostic des défaillances des machines tournantes [111].

2.5.1 modèle de twing numérique

Le jumeau numérique est la réplique d'un objet, d'un système, d'une implémentation, d'un processus, etc. sous forme numérique. Deux grandes familles de jumeaux numériques sont en train d'émerger, chacune avec une approche distincte. La première, appelée " ascendante ", cette approche commence par un objet équipé de capteurs pour récupérer les données. Ensuite, des modèles de prédiction basés sur des techniques d'intelligence artificielle (IA) sont construits à partir des données collectées. La deuxième approche, dite " descendante ", est basée sur la simulation. Dans un premier temps, une équation dérivée de la physique est formée, puis elle est alimentée par des mesures et résolue numériquement pour prédire les comportements.

Modèle basé physique

La création de DT sur la base de modèles physiques n'est pas toujours simple en raison de la complexité de la machine dans les usines de production modernes. C'est pourquoi de nombreux travaux se sont intéressés au développement de DT basés sur des données. Par exemple, Zhuang et al. se sont concentrés sur la gestion des ateliers d'assemblage de produits complexes, dans lesquels un cadre basé sur les technologies de jumeau numérique et de grandes données a été proposé pour promouvoir la réalisation de la fabrication prédictive dans l'étape d'assemblage des produits [126]. Tao et al. ont proposé un jumeau numérique basé sur les données pour traiter le problème de l'enregistrement des données dans le cycle de vie du produit [99]. Pour reprogrammer la mission de l'avion de manière dynamique en fonction de ses dommages structurels, Kapteyn et al. ont proposé un DT basé sur la physique et basé sur les données, où le modèle physique a été utilisé pour générer un grand ensemble de données contenant les prévisions des états de la structure de l'avion. Ensuite, l'ensemble

de données générées a été utilisé pour entraîner le modèle d'apprentissage de la machine, et mettre à jour l'état du DT. Min et al. ont proposé une méthode d'apprentissage machine pour mettre à jour le DT utilisé dans l'industrie pétrochimique [64]. Les données historiques collectées ont été utilisées pour entraîner le modèle et les données d'exploitation collectées en ligne ont été utilisées pour mettre à jour le jumeau de manière dynamique en fonction de l'évolution de l'environnement en temps réel.

Modèle basé sur les données

Des travaux antérieurs de DT guidé par les données à des fins de pronostic ont été trouvés dans diverses applications, alors qu'il a rarement été développé pour les systèmes de piles à combustible. Comme le système PEMFC désigne un empilement de PEMFC et tous ses auxiliaires, qui est un système multi-échelle allant des réactions chimiques à l'échelle nanométrique aux interactions à l'échelle du système, il existe un grand nombre de paramètres qui influencent ses performances et entraînent des difficultés dans la maintenance du système [34]. En outre, la prévision sanitaire des PEMFC pourrait être influencée par leurs profils de fonctionnement, ainsi que par les différences intercellulaires [122]. L'élaboration d'un modèle pour chaque condition prend du temps, tandis qu'un modèle adaptatif semble prometteur et peut assurer la généralisabilité. C'est pourquoi, au lieu de construire un modèle numérique physique, nous proposons dans ce document un DT piloté par les données pour les applications de pronostic PEMFC. En outre, une méthode d'apprentissage par transfert est appliquée pour résoudre le problème des données limitées et aussi pour gagner du temps dans la construction du réseau neuronal intelligent.

2.6 Proposition d'une méthode de pronostic DT basée sur les données

Dans cette section, une méthode de pronostic DT guidée par les données est proposée pour les applications PEMFC, qui est capable d'estimer l'état de santé de la pile à combustible et de prédire sa durée de vie utile restante.

2.6.1 Framework de la méthode proposée

La figure 2.2 montre le framework de la méthode de pronostic DT pilotée par les données proposée, qui s'applique aux PEMFC. Elle comprend deux phases : la phase de modélisation et la phase de mise à jour. Dans un premier temps, une phase de modélisation hors ligne

est déployée pour construire le modèle DT afin de refléter le comportement de la pile à combustible sur la base des données historiques. Cette phase est réalisée sur la base d'un apprentissage par transfert où les données historiques sont utilisées pour entraîner le modèle à obtenir le modèle de comportement PEMFC. L'entrée du modèle est constituée par les données des capteurs, qui peuvent indiquer une dégradation des performances. Pour les PEMFC, leur performance est évaluée au niveau de la pile, de sorte que la tension de la pile peut être sélectionnée comme indicateur de performance lorsqu'elle se dégrade en même temps que le fonctionnement continu. La sortie du modèle est donc le RUL.

C'est le côté numérique des pronostics DT, c'est-à-dire dans l'espace virtuel. Ensuite, pour la phase en ligne, le système physique, c'est-à-dire le système de pile à combustible cible, est connecté au modèle numérique afin de transférer la mesure en ligne vers le côté numérique. Sur la base des données en temps réel obtenues lors de l'exploitation en ligne, le modèle numérique est mis à jour, tandis que le RUL de la pile à combustible cible est calculé. Selon le RUL prévu, des décisions ou des stratégies de maintenance pourraient être prises pour éviter les arrêts du système grâce à la fonction de prévision.

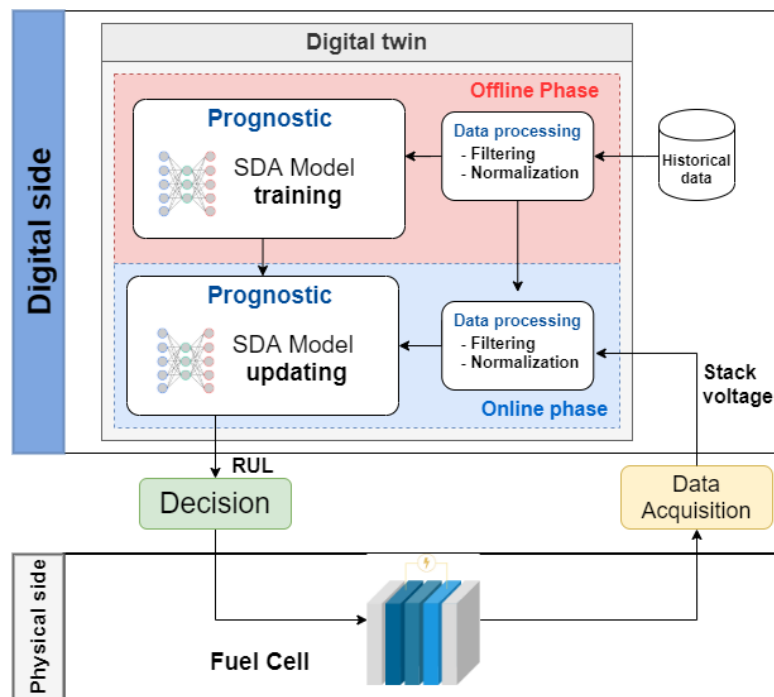


Fig. 2.2 Proposed data-driven DT prognostics method

2.6.2 Modèle de pronostics basé sur SDA

En traitant le PEMFC comme une boîte noire, la technique de l'auto-codeur (AE) est utilisée pour trouver le lien virtuel entre son entrée et sa sortie. L'auto-codeur est un type spécifique de réseau neuronal à action directe où l'entrée a la même dimension que la sortie. Il comprime l'entrée en un code de dimension inférieure et reconstruit ensuite la sortie à partir de cette représentation. Il comporte trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée (codage) et une couche de décodage, et il est formé pour apprendre une fonction :

$$h(\hat{\mathbf{x}}) \approx \mathbf{x} \quad (2.1)$$

où les données d'entrée \mathbf{x} est tout d'abord mappé dans une couche cachée \mathbf{y} , paramétré par $\theta = \{\mathbf{W}, \mathbf{b}\}$, $\mathbf{y} = f_{\theta}(\mathbf{x}) = s(\mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{b})$. Ensuite, le résultat $\hat{\mathbf{x}}$ est reconstitué à partir \mathbf{y} , $\hat{\mathbf{x}} = g'_{\theta'}(\mathbf{y}) = s'(\mathbf{W}'\mathbf{y} + \mathbf{b}')$. Les paramètres sont optimisés pour minimiser l'erreur moyenne de reconstruction entre l'entrée et la sortie [107]:

$$\theta, \theta' = \arg \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x^i, \hat{x}^i) \quad (2.2)$$

où L est une fonction de perte, par exemple, l'erreur quadratique traditionnelle $L(x, \hat{x}) = \|x - \hat{x}\|^2$.

De plus, afin de forcer la couche cachée à découvrir des caractéristiques plus robustes et l'empêcher de simplement apprendre l'identité, l'AE peut être entraîné à reconstruire l'entrée à partir d'une version corrompue de celle-ci, l'AE de débruitage. Cela peut être fait en ajoutant un peu de bruit aux données d'entrée et en faisant en sorte que l'AE apprenne à le supprimer. De cette manière, le codeur extraira les caractéristiques les plus importantes et apprendra une représentation robuste des données.

Le débruitage des AE a été trouvé comme un moyen de préformer les réseaux neuronaux profonds en les combinant de manière superposée, c'est-à-dire SDA [8]. Le SDA est construit par l'enchaînement de plusieurs AE de débruitage, dans lequel la sortie de la couche inférieure est l'entrée de la couche actuelle. La préformation non supervisée d'une telle architecture se fait couche par couche. Chaque couche est formée comme un AE de débruitage en minimisant l'erreur de reconstruction de son entrée. Une fois que toutes les couches sont formées, le réseau passe par la deuxième étape de formation appelée "réglage fin". Pour ce faire, une couche de régression logistique est ajoutée au sommet du réseau, puis l'ensemble du réseau est formé et seules les parties codantes de chaque AE sont considérées comme [50]. Le processus de formation d'un modèle de pronostic SDA est résumé comme suit :

Pré-entraînement Une séquence d'AE peu profonds est formée avec des données non supervisées, c'est-à-dire la tension de pile du PEMFC, basée sur (équation 2.1) et (équation 2.2).

Réglage fin Les codeurs préformés sont utilisés pour former la dernière couche, qui est la couche de sortie RUL. Les poids et les biais obtenus lors de l'étape de pré-entraînement sont utilisés pour initialiser les couches cachées du SDA. Ici, des données supervisées étiquetées sont utilisées pour minimiser l'erreur de prédiction, écrites sous la forme :

$$\theta^*, \theta'^* = \arg \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(V_L^i, RUL_L^i) \quad (2.3)$$

où V_L est la tension de la pile étiquetée, RUL_L sont les valeurs RUL étiquetées et la fonction de perte L est calculé par $L(V_L^i, RUL_L^i) = \|V_L^i - RUL_L^i\|^2$. Ensuite, les poids et les biais de l'ensemble du SDA sont mis à jour grâce à un algorithme de rétropropagation.

2.6.3 Prévion RUL en ligne

Une fois le modèle de pronostic de la SDA construit, l'étape suivante consiste à le relier à l'espace physique. Le processus d'entraînement du modèle SDA et de sa mise à jour à l'aide de données en ligne est illustré sur la figure 2.3. Quatre phases comprenant la modélisation SDA décrite ci-dessus sont conçues pour la prédiction en ligne des RUL, résumées comme suit :

Collecte de données : Alors que les données historiques sont utilisées pour construire le modèle de pronostic SDA, la tension de la pile de mesure du PEMFC cible provenant de l'exploitation en ligne est collectée comme données de test, qui sont injectées dans le modèle de pronostic formé et utilisées pour mettre à jour le modèle.

Prétraitement des données : Les données brutes trop bruyantes ne peuvent pas être appliquées directement pour l'apprentissage. En phase de prétraitement, les données collectées vont d'abord être filtrées et normalisées. Dans cette étape, les données historiques doivent être préparées pour modéliser le SDA afin qu'il soit divisé en ensembles de données de formation et en ensembles de données de test avec des lots pour l'apprentissage par anticipation et par rétropropagation. Comme notre objectif est d'obtenir des RUL, des étiquettes sont apposées aux données traitées en tant que connaissance préalable des RUL.

Modélisation du SDA L'architecture SDA est construite et les paramètres sont initialisés avec des valeurs aléatoires. En injectant des ensembles de données historiques, l'apprentissage

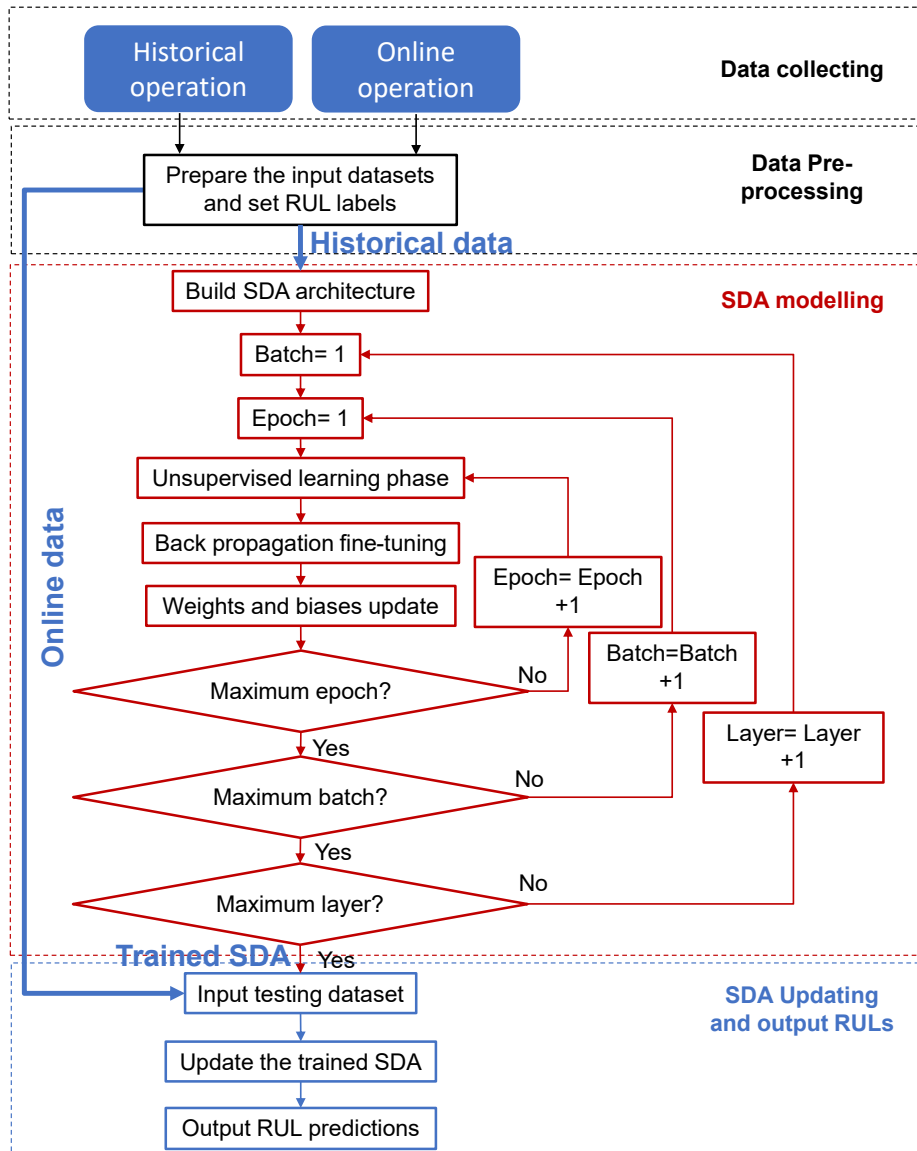


Fig. 2.3 DT updating phase: online RUL prediction using the proposed SDA model

et la rétropropagation sont effectués jusqu'à ce que le nombre maximum d'époques soit atteint. Cette même procédure est appliquée à chaque couche de la SDA.

Prévision de la RUL : La tension de pile mesurée en ligne est ensuite injectée dans le modèle SDA entraîné. Les paramètres de SDA sont mis à jour et les prédictions RUL sont calculées par le modèle de pronostic.

2.7 Cas d'étude

Cette section présente une étude de cas des pronostics PEMFC en utilisant la méthode de jumeau numérique pour le pronostic pilotée par les données. Un ensemble de données expérimentales sur la dégradation des PEMFC est utilisé pour évaluer les résultats des pronostics.

2.7.1 Jumeau numérique dans l'énergie

Dans le domaine de l'énergie, de nombreux travaux ont introduit le DT pour coordonner et soutenir les objectifs spécifiques du système, tels que la gestion de l'énergie [30] [70], l'optimisation de l'énergie [46] et la surveillance du comportement du système [90]. Une recherche récente a proposé un DT qui combine des modèles multi-physiques et pilotés par les données pour la prédiction multi-physique d'un PEMFC [109]. Un ensemble de données est généré dans 100 scénarios de conditions de fonctionnement différentes en utilisant un modèle multi-physique 3D du PEMFC. Ensuite, un réseau neuronal artificiel et une machine à vecteur de support ont été appliqués pour prédire différentes quantités physiques d'un PEMFC en utilisant les données générées. À notre connaissance, le DT n'a pas été développé pour les pronostics PEMFC dans la littérature. Pour combler cette lacune, cet article propose un DT basé sur les données et basé sur le comportement des PEMFC en utilisant un modèle d'auto-codeurs empilés. La prédiction de la santé est ensuite réalisée à l'aide d'un apprentissage par transfert basé sur l'analyse et l'exploitation de données similaires sur la dégradation des PEMFC avec des variations individuelles.

2.7.2 Description des données de dégradation de la PEMFC

Une expérience de vieillissement de la pile PEMFC a été lancée à la Fédération de recherche FCLAB, France (<http://eng.fclab.fr/>). La pile à combustible testée est une pile PEMFC à 5 cellules avec une surface active de 100 cm^2 , qui fonctionne sous un profil de charge constant avec une densité de courant de 0.6 A/cm^2 [66]. La PEMFC testée a subi son processus de

vieillessement naturel sans aucune condition défectueuse. Des caractérisations de la pile ont été effectuées chaque semaine, c'est-à-dire idéalement toutes les 168 heures. Certains paramètres de l'expérience de vieillissement sont énumérés dans le tableau 2.1.

Table 2.1 Paramètres de l'expérience de vieillissement de la PEMFC [66]

Paramètre	Valeur
Courant	60 A
Stoechiométrie de l'anode	1.5
Stoechiométrie de la cathode	2
Pression absolue de l'entrée H_2	150 kPa
Pression absolue de l'air d'entrée	150 kPa
Pression maximale différente	30 kPa
Température	60 °C
Humidité relative de l'anode	Séchage
Humidité relative de la cathode	60%

L'expérience de vieillissement a duré 1750 heures avec une tension de cellule moyenne dégradée de 10 %, environ. Les cinq tensions de cellule de la pile PEMFC testée obtenues du banc d'essai sont indiquées sur la figure 2.4. Au cours de l'expérience, le fonctionnement est interrompu par certains tests de caractérisation, à savoir la génération de la courbe de polarisation et l'application de la spectroscopie d'impédance électrochimique (SIE), ce qui provoque des phénomènes de dégradation réversibles de la pile. Il est indiqué par les récupérations de puissance, qui peuvent être provoquées par les changements importants des flux de gaz après les interruptions des périodes de repos. La dégradation réversible est de régime transitoire et disparaîtra rapidement lorsque la cheminée retrouvera son fonctionnement normal [42].

Comme le montre la figure 2.4, les cinq cellules d'une même pile sont similaires, mais ne se dégradent pas de la même manière en raison de la variation de leur emplacement. Les cellules situées à côté des bords de la pile se dégradent plus rapidement que celles du milieu [41]. Par conséquent, les cinq tensions de cellules dégradées sont utilisées pour vérifier l'efficacité de la méthode de pronostic PEMFC proposée. Quatre des ensembles de données sont utilisés comme ensembles de données historiques pour construire le modèle de pronostic SDA, tandis que l'autre ensemble de données est censé être obtenu à partir d'une opération en ligne, qui est séparée en deux parties, une partie est injectée dans le modèle pour mettre à jour les paramètres du modèle et l'autre partie est utilisée pour évaluer les résultats.

2.7.3 prétraitement

Comme il est noté que les pics observés dans le signal de tension sont dus aux caractérisations hebdomadaires du PEMFC, qui sont des absurdités concernant la dégradation irréversible de la pile. Cependant, dans la mesure où il y a peu d'échantillons disponibles pour

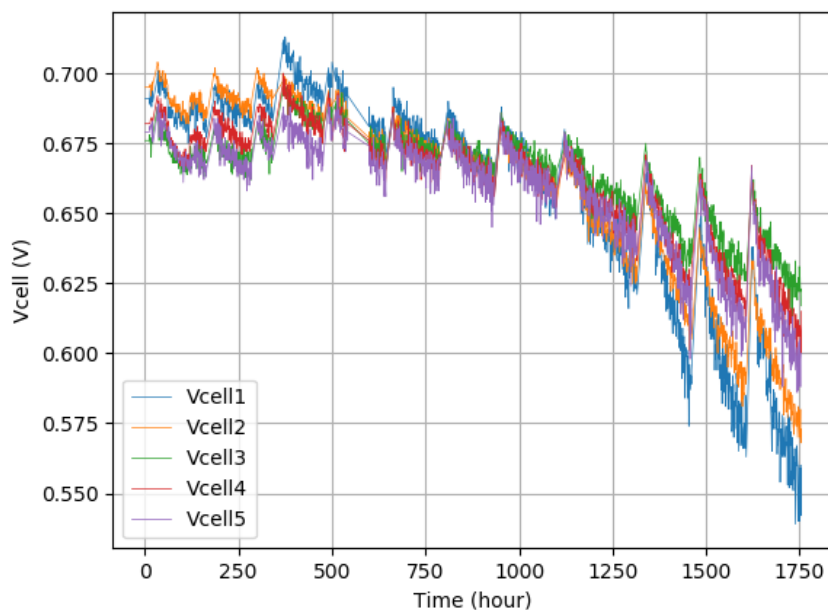
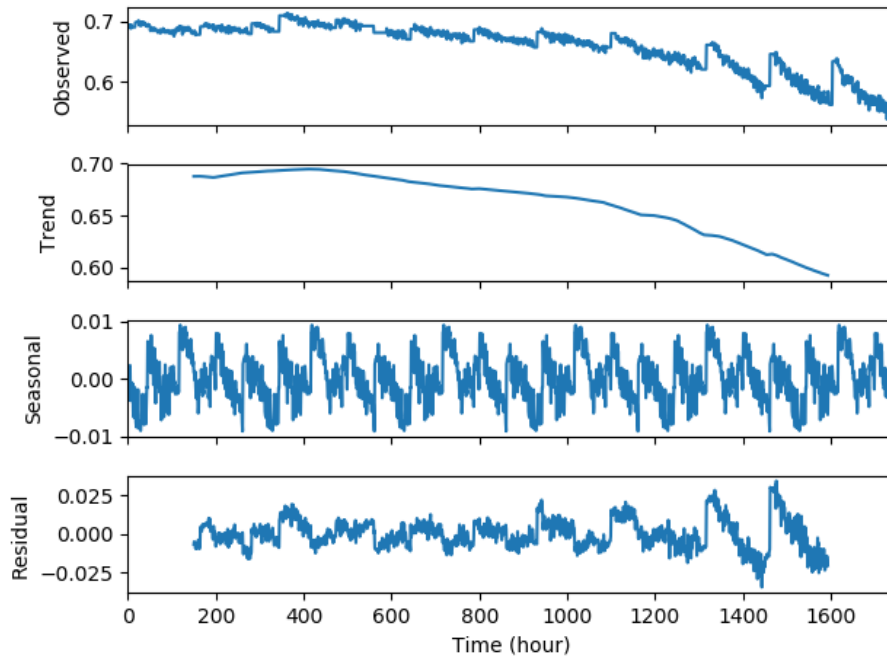


Fig. 2.4 Tension expérimentale de la pile à combustible

l'apprentissage (les tensions des cellules sont enregistrées par heure), les données des pics ont tendance à être imprévisibles et auront une influence significative sur les performances des pronostics basés sur les données. Un modèle multiplicatif est utilisé pour décomposer le signal observé en niveau, tendance, valeurs saisonnières et valeurs résiduelles, écrites sous la forme :

$$y(t) = Level * Trend * Seasonality * Residual \quad (2.4)$$

La décomposition multiplicative est adaptée aux signaux dans lesquels l'ampleur des fluctuations saisonnières, ou la variation autour de la tendance, varie avec le niveau de la série temporelle. Comme dans notre cas, la caractérisation de la pile à combustible est effectuée chaque semaine pendant l'expérience de dégradation à long terme et provoque différents niveaux de récupération de tension, le modèle multiplicatif est choisi pour traiter l'amplitude variable de la série temporelle. Le résultat de la décomposition de V_{cell1} est représenté sur la figure 2.5, dans laquelle la variable "trend" montre la tendance de dégradation irréversible de la PEMFC, tandis que toutes les variations saisonnières, le bruit et les pics sont décomposés en d'autres termes.

Fig. 2.5 Résultat de la décomposition de V_{cell1}

2.7.4 Mise en place du SDA

Paramètres clés

Après des essais répétés, la SDA utilisée pour cette étude est mise en place avec les paramètres énumérés dans le tableau 2.2. L'entrée du modèle est la tendance de la tension décomposée étiquetée et la sortie du modèle est les valeurs RUL étiquetées. Deux couches cachées sont utilisées pour reconnaître la caractéristique de dégradation de la tension PEMFC et un modèle de comportement de sa RUL est construit sur la base des caractéristiques apprises. La fonction de transfert est sigmoïde. La taille du lot est de 16 pour séparer les données d'entrée en groupes et un nombre d'époques maximum est défini comme 20. Le critère de rareté est fixé à 0.15.

Table 2.2 Paramètres clés du modèle SDA

Paramètres de structure		Paramètres d'entraînement	
Neurones de la couche d'entrée	4	Fonction de transfert	Sigmoid
Neurones de la couche 1 cachés	16	Taille des Batch	16
Neurones de la couche 2 cachés	8	Nombre d'Epoch	20
Neurones de la couche de sortie	1	Critère de rareté	0.15

Abandonner

L'abandon consiste à ignorer certains neurones pendant la phase d'entraînement, qui est choisie au hasard. La technique d'abandon est couramment utilisée dans la phase de formation d'un réseau d'apprentissage profond afin d'éviter un surajustement des données de formation, en particulier lorsque les échantillons de formation sont peu nombreux. En effet, une couche entièrement connectée occupe la plupart des paramètres et, par conséquent, les neurones développent une co-dépendance entre eux pendant la phase de formation. Cela limite la puissance individuelle de chaque neurone, ce qui entraîne un surajustement des données d'entraînement et de mauvaises performances sur les données d'essai [52]. Dans l'algorithme proposé, l'abandon est obtenu en fixant à zéro une proportion des sorties de certains neurones cachés. Ils ne seront alors pas pris en compte dans le processus d'entraînement à la propagation vers l'avant. La proportion est ici fixée à 0,15. Cependant, lors de la phase de test, l'abandon est désactivé et tous les neurones cachés sont inclus.

Mesure des performances

La performance du modèle de pronostic DT piloté par les données proposé est évaluée par deux groupes de mesures d'évaluation : l'exactitude et la précision. L'exactitude indique quantitativement le degré de précision des règles prédites, tandis que la précision indique la présence d'une incertitude dans les résultats de la prédiction, ce qui est un indice important pour le processus décisionnel. Dans cette étude, l'exactitude est évaluée comme une exactitude relative (*ReAcc*) et en calculant la variance, la précision est évaluée sur la base de la définition des limites de l'intervalle de confiance. Ces deux mesures dépendent du calcul de la RUL, de sorte qu'il est important de définir la méthode de calcul de la RUL. Dans le présent document, nous utilisons la méthode d'estimation directe du RUL, qui repose sur la connaissance de la fin de vie, écrite comme :

$$RUL = t_f - t_\lambda \quad (2.5)$$

où t_f est la fin de vie du système et t_λ est l'instant de la mise en œuvre des pronostics. Cette méthode d'estimation RUL est couramment utilisée dans les pronostics de santé des moteurs et sera utilisée dans cette étude pour justifier l'efficacité de la méthode de pronostic proposée [58]. Ici, la fin de vie est fixée à 0,64.

Ensuite, les mesures de performance sont données ci-dessous :

Précision relative

$$ReAcc = 1 - \frac{|RUL^* - \overline{R\hat{U}L}|}{RUL^*} \quad (2.6)$$

où RUL^* est la RUL réelle et $\overline{R\hat{U}L}$ est la sortie moyenne de les N RULs estimées, calculé par

$$\overline{R\hat{U}L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R\hat{U}L_i \quad (2.7)$$

Précision

$$Prcision = \frac{R\hat{U}L^{CI^+} - R\hat{U}L^{CI^-}}{RUL^*} \quad (2.8)$$

$$R\hat{U}L^{CI^\pm} = \overline{R\hat{U}L} \pm z^* \times \sqrt{\sigma^2} \quad (2.9)$$

où z^* est la valeur standard critique de la distribution gaussienne d'un certain niveau de confiance. Par exemple, un niveau de confiance de 95 % correspond à une valeur de 1,96, qui est utilisée dans notre cas. σ est la variation standard de la RUL prédite, qui est calculée par ,

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R\hat{U}L_i - \overline{R\hat{U}L})^2 \quad (2.10)$$

2.7.5 Évaluation des résultats

Les pronostics sont effectués toutes les 50 heures de la 100ème heure à la 1100ème heure pendant l'opération en ligne. Une procédure de validation croisée est conçue. Les ensembles de données historiques et de test sont énumérés dans le tableau 2.3.

Table 2.3 Training and testing datasets

Test No.	Ensembles de données historiques	Ensemble de données de test
Test 1	U2, U3, U4, U5	U1
Test 2	U1, U3, U4, U5	U2
Test 3	U1, U2, U4, U5	U3
Test 4	U1, U2, U3, U5	U4
Test 5	U1, U2, U3, U4	U5

La précision relative des cinq tests par rapport aux différents instants de départ des prédictions est représentée par une ligne bleue sur la figure 2.6. À titre de comparaison, une méthode de pronostic basée sur l'approche du filtrage de particules (PF) utilisant un modèle empirique exponentiel a été réalisée selon Jouin et al. [43]. Les résultats de la précision sont

tracés avec la ligne orange sur la figure 2.6. Comme le montrent les résultats, la précision de la méthode de filtrage des particules est inférieure à 0,9 et, à certains moments, les résultats de la prédiction sont encore plus mauvais que satisfaisants. Cela est dû au fait qu'il n'y a pas assez de données d'apprentissage et que la performance des prédictions dépend fortement du choix du modèle. Au contraire, la performance de prédiction de la méthode proposée dépend rarement de l'horizon de prédiction, c'est-à-dire que même au début du test, la précision de prédiction est supérieure à celle de la méthode de pronostic PF.

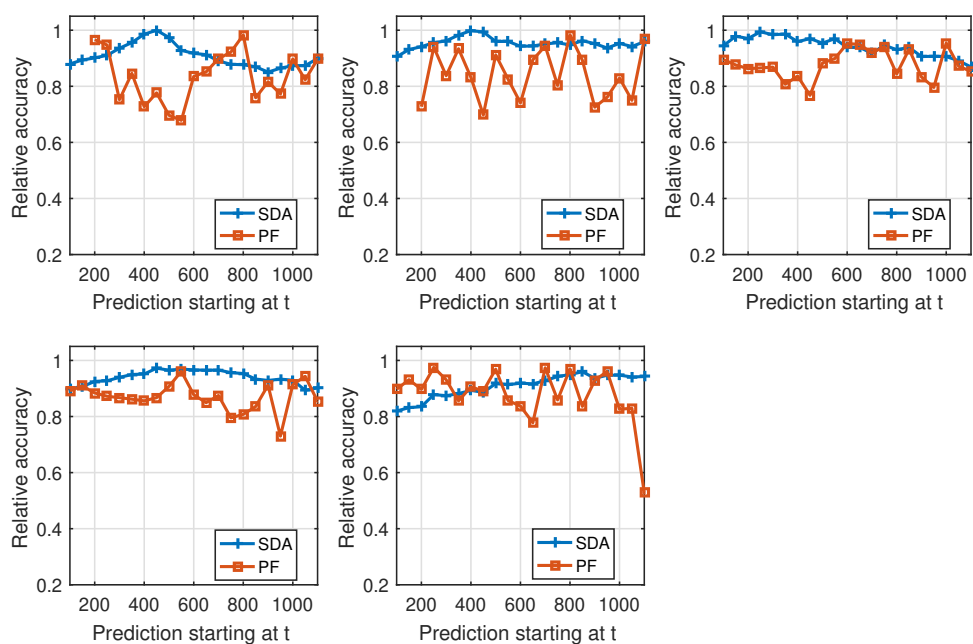


Fig. 2.6 Comparaison de la précision relative des cinq tests utilisant la méthode de pronostic proposée et la méthode de pronostic PF

La figure 2.7 montre les résultats du calcul de précision des cinq tests à différents moments de la prédiction. La précision des résultats de pronostic des deux méthodes a montré une augmentation évidente à mesure que l'horizon de pronostic devient plus petit : en effet, avec plus d'échantillons entrant dans le modèle de pronostic, les RUL prédites auront une variation plus importante, tandis que la précision de la méthode de pronostic proposée montre une meilleure performance que celle de la méthode de pronostic PF.

2.7.6 Discussion

Les résultats de la précision moyenne de la méthode proposée et de la méthode PF avec la moitié et la totalité des entrées de mesure sont calculés dans le tableau 2.4. La précision

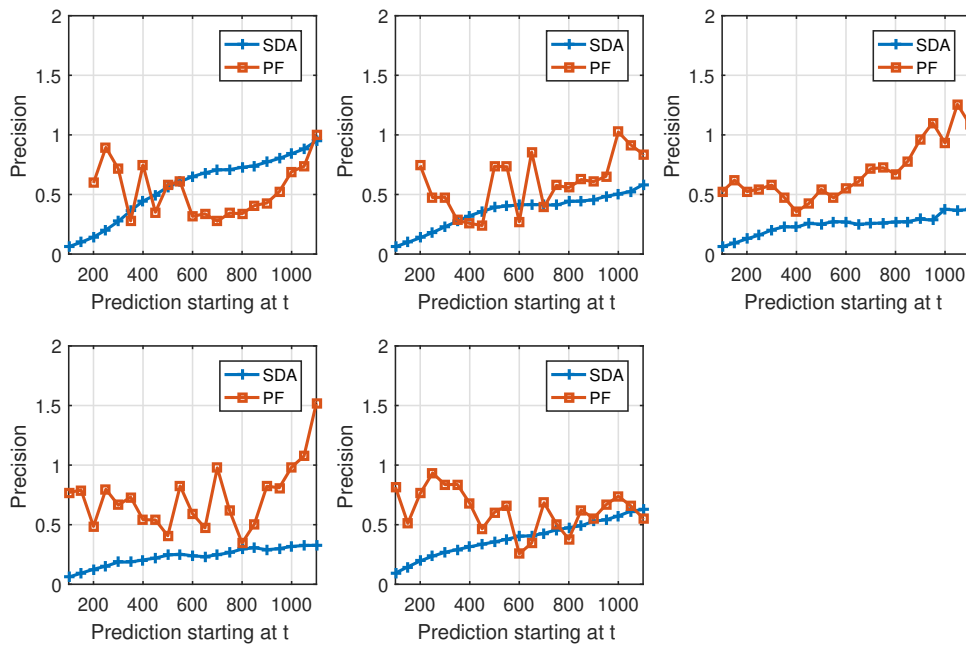


Fig. 2.7 Comparaison de précision des cinq tests en utilisant la méthode de pronostic proposée et la méthode de pronostic PF

moyenne de la méthode de pronostic DT guidée par les données proposée a atteint une précision moyenne supérieure à 0,9 et proche de 0,95, et une précision moyenne similaire supérieure à 0,9 même avec une entrée de données limitée.

Table 2.4 Comparaison de la précision relative moyenne

	Test 1	Test 2	Test 3	Test 4	Test 5
Data-driven DT (first 500 hours)	0.971	0.940	0.873	0.937	0.960
Data-driven DT (all)	0.908	0.954	0.943	0.940	0.908
PF (first 500 hours)	0.803	0.827	0.851	0.880	0.917
PF (all)	0.830	0.846	0.879	0.872	0.900

Sur la base des résultats, nous avons constaté que la méthode proposée bénéficie de la structure DT établie, de sorte que la prédiction en ligne ne nécessite qu'une petite quantité de données de mesure provenant de l'espace physique, ce qui est suffisant pour mettre à jour le modèle numérique et produire des prévisions RUL précises. Le modèle d'apprentissage de transfert profond réalisé, basé sur la structure SDA, peut présenter physiquement le comportement de dégradation de la PEMFC, qui peut également être mis à jour en temps réel lorsque des piles à combustible similaires sont observées. Le modèle SDA entraîné est robuste et peut être utilisé pour prédire les RUL avec des données d'entrée limitées,

c'est-à-dire dès le début de la vie de la pile à combustible. En outre, la nature sans modèle physique de la méthode proposée évite de dépendre du choix des modèles de prévision, ce qui en fait une approche pronostique compétitive dans les applications PEMFC.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de pronostic DT pilotée par les données pour prédire les RUL des applications PEMFC. Comme le PEMFC est généralement exploité dans des systèmes complexes, son état de santé doit être surveillé et prédit avec précision afin que des actions adéquates puissent être menées pour assurer l'intégrité et la fiabilité du système. La méthode de pronostic DT guidée par les données proposée permet de mettre à jour le modèle de dégradation des PEMFC du côté numérique avec les mesures en ligne du côté physique, ce qui améliore les performances du pronostic compte tenu des conditions de fonctionnement changeantes et des différences intercellulaires. Le modèle de dégradation du côté numérique de DT est construit en utilisant un SDA, qui modélise le RUL du PEMFC directement à partir de la tension d'entrée de la pile. Il est mis à jour en se connectant au côté physique de DT où les mesures en ligne sont collectées.

Les résultats montrent que la méthode de pronostic proposée peut effectivement prédire le RUL du PEMFC cible avec une précision moyenne supérieure à 0,9 et que les résultats prédits sont moins affectés même avec des données de mesures limitées. Pour les perspectives, un module décisionnel devrait être ajouté pour fournir les actions de maintenance prédictive suivantes.

Par la suite, un module décisionnel devrait être ajouté pour fournir les actions de maintenance prédictive pour garantir le bon fonctionnement du système.

Chapter 3

Décision post-pronostic des équipements distribués

3.1 Introduction

Le PHM permet d'évaluer l'état de santé du système en temps réel et de prédire ses futurs états de santé. Ainsi, le PHM se préoccupe davantage de l'extraction des indicateurs de santé réels à partir des signaux acquis et met l'accent sur l'étape du pronostic. Cette étape est essentielle à la prise de décision optimale en matière de maintenance. La décision post-pronostic consiste à fournir le support d'aide à la décision en se basant sur les données pronostics tout en conservant des bénéfices appropriés pour les entreprises.

Les équipements répartis géographiquement comme les réseaux ferroviaires, les éoliennes ou les installations de forage présentent un défi pour la planification de maintenance. Comme ces équipements sont répartis géographiquement une contrainte de logistique s'ajoutera au problème de planification. Le processus de la décision ne doit pas seulement prendre les contraintes de l'état de santé des équipements mais aussi les contraintes de disponibilité et de transport des équipements et de l'équipe de maintenance.

Ce chapitre s'intéresse au problème de la planification de maintenance des équipements répartis géographiquement en proposant une planification conjointe des actions de maintenance et de la routine de transport de l'équipe de maintenance.

3.2 Modélisation de l'objectif d'optimisation

L'idée principale de la décision post-prognostique est d'optimiser les actions de maintenance en fonction de certains critères, tels que le risque, le coût, la fiabilité et la disponibilité.

3.2.1 Coût de maintenance

En pratique, le coût de maintenance minimal est généralement fixé comme l'objet d'optimisation le plus important du maintenance planning. Par conséquent, un modèle de coût de maintenance doit être développé pour permettre au gestionnaire à analyser et à calculer le coût pendant les activités de maintenance et à trouver un moyen de le minimiser.

Traditionnellement, les coûts de maintenance peuvent être décrits comme des coûts de maintenance directs et indirects. Les coûts de maintenance directs comprennent le coût de mise en place de la maintenance et le coût des actions de maintenance pour les unités de maintenance, à savoir les coûts des agents de maintenance, des outils de maintenance, des pièces de rechange, des consommables pour la maintenance et de la consommation d'énergie pendant les activités de maintenance.

Les coûts des outils de maintenance et des techniciens de maintenance sont généralement liés au prix unitaire de l'utilisation des outils de maintenance et des techniciens de maintenance, au nombre d'outils de maintenance et de techniciens de maintenance nécessaires pour chaque activité de maintenance, et au temps nécessaire pour effectuer toutes les actions de maintenance. Les coûts des pièces de rechange et des consommables dépendent du prix unitaire et du nombre total de pièces ou de consommables dans les quatre types communs d'actions de maintenance décrits précédemment. Les coûts de la consommation d'énergie sont causés par les activités, y compris l'éclairage, la ventilation et le chauffage.

Le coût indirect de maintenance, qui consiste principalement en une perte de production due à l'arrêt des machines en cours de maintenance, peut être calculé par le produit de la valeur d'un produit et de la productivité au moment de l'arrêt des machines.

Par conséquent, le coût de maintenance C_{total} peut être calculé comme:

$$C_{total} = C_d + C_i \quad (3.1)$$

Où C_d et C_i sont les coûts directs et les coûts indirects

3.3 Optimisation des pratiques de maintenance

L'objectif principal de l'optimisation de la maintenance est de déterminer la stratégie de maintenance la plus rentable, qui peut fournir le meilleur équilibre possible entre les coûts de maintenance directs (main-d'œuvre, ressources, matériaux et coûts administratifs) et les conséquences ou pénalités (perte de production et de revenus et profits anticipés). Lors de la considération des stratégies de maintenance, trois catégories peuvent être utilisées, à savoir

la maintenance centrée sur la fiabilité, la maintenance productive totale et la maintenance basée sur le risque :

Maintenance centrée sur la fiabilité : Cette technique est utilisée pour optimiser les pratiques de la stratégie de maintenance afin d'éviter que le niveau de fiabilité du système ne descende en dessous d'une valeur donnée. Cette approche est basée sur l'obtention d'un niveau de fiabilité de la machine requis à n'importe quel coût de maintenance. Cette technique est utilisée pour les machines qui sont critiques pour le fonctionnement du système, ou leur défaillance pourrait entraîner une panne catastrophique du système ou une perte de revenus importante.

Maintenance productive totale : Les tâches et opérations de maintenance sont conçues pour atteindre l'objectif souhaité, qu'il s'agisse d'une production élevée ou d'un faible coût. Cette optimisation de la maintenance est basée sur une combinaison d'actions de maintenance préventive et d'efforts continus pour modifier et reconcevoir les équipements et les techniques afin d'augmenter la flexibilité des processus et de promouvoir un rendement de production plus élevé.

Maintenance basée sur les risques : Elle vise à réduire le risque global de défaillance des installations en fonctionnement. Dans les zones à risque élevé et moyen, un effort de maintenance ciblé est nécessaire. En revanche, dans les zones à faible risque, l'effort est minimisé pour réduire la portée totale des travaux et le coût du programme de maintenance d'une manière structurée et justifiable.

3.4 Planification et ordonnancement de la maintenance

Pour définir la planification stratégique en matière de maintenance, le plus important est de définir tous les critères et objectifs pertinents en matière de maintenance qui pourraient éventuellement avoir une importance quelconque dans le processus de décision.

3.4.1 Objectifs

La planification de la maintenance des équipements de grande valeur a été étudiée pendant des décennies et reste un domaine de recherche crucial avec de nouvelles avancées technologiques. Le principal dilemme de la programmation de la maintenance est d'éviter les pannes tout en évitant les entretiens inutiles.

optimisation du coût

L'environnement hautement concurrentiel d'aujourd'hui pousse l'industrie à réduire continuellement ses coûts. La recherche sur la maintenance a attiré les chercheurs et l'industrie ces dernières années parce que la maintenance et la réparation des actifs contribuent de manière significative aux coûts d'exploitation et de soutien [15]

optimisation du risque

L'efficacité des systèmes de transport public et de marchandises est d'une grande importance pour une société. Les chemins de fer peuvent offrir une grande capacité et un impact environnemental relativement faible, mais nécessitent plusieurs systèmes techniques comme la voie, la distribution d'énergie, la sécurité, les télécommunications et les trains sont réglés et fonctionnent bien.

Toute perturbation de l'un de ces systèmes dégradera le niveau de service. En outre, les défaillances ou la dégradation de l'un d'entre eux peuvent causer des dommages dans les autres, ce qui est particulièrement vrai pour les voies, les trains et la distribution d'électricité. La maintenance est donc essentielle pour maintenir la fiabilité, le débit de transport et les bénéfices des investissements dans les systèmes d'infrastructure.

3.4.2 Contraintes

Il existe également des études dans lesquelles la maintenance est planifiée sur la base de différents critères en fonction des besoins de l'entreprise, la maintenance n'est pas une opération autonome, car elle interagit avec de nombreuses autres opérations, telles que la planification de la production, la gestion des stocks et le personnel au sein de l'entreprise, ce qui crée une grande complexité.

planning de production

La planification de la production et de la maintenance est un processus de décision critique pour la gestion rentable de toute usine de traitement. Alors que la première assure l'atteinte des objectifs de production pour satisfaire les demandes des clients, la seconde permet de s'assurer que les actifs de l'usine sont disponibles et en condition d'effectuer les tâches requises lorsque la production en a besoin.

Le rendement d'un système de fabrication a été utilisé comme contrainte dans un problème de minimisation des coûts pour identifier le meilleur plan de maintenance [68]. Liao et al [53] ont étudié la planification de la maintenance d'une seule machine. Leur modèle

visée à répondre aux exigences de la programmation de la production et de la maintenance préventive. Biondi et al. [10] ont intégré la planification de la maintenance et de la production des usines de traitement. Ils supposent que les phénomènes de dégradation affectant les performances des unités de l'usine et limitant les choix opérationnels rendent l'intégration des deux processus de décision encore plus importante. Ao et al. [4] ont étudié le problème de décision intégrée de la production et de la maintenance pour un système multi-machines. Dans un premier temps, un plan de maintenance dynamique est élaboré, comprenant le temps et durée de maintenance et des choix d'actions pour chaque machine, sur la base d'un processus de décision de Markov. Ensuite, un modèle décisionnel intégré de planification de la production et de plan de maintenance est proposé pour équilibrer une chaîne de production entière lorsque les temps de maintenance entrent en conflit avec le traitement de la production

logistique

pour les systèmes avancés tels que les moteurs d'avion et les dispositifs médicaux. En fonction du temps d'utilisation et de la procédure de maintenance, ces systèmes sont confrontés à des pannes et des temps d'arrêt. Ces perturbations sont généralement très coûteuses et nécessitent un réseau logistique réactif pour remplacer rapidement l'élément défaillant par un élément fonctionnel. La logistique de maintenance est l'ensemble des ressources, des services et des moyens de gestion nécessaires à l'exécution de la maintenance. La logistique de la maintenance peut comprendre par exemple : le personnel, les équipements de test, les ateliers, les pièces de rechange, la documentation, les outils, etc [1].

L'accessibilité de ces équipements est l'un des facteurs essentiels à prendre en compte si le plan de production est géographiquement distribué ou nécessite un moyen spécifique pour l'atteindre, comme dans le cas de l'éolienne offshore. Irawan et al. [38] s'intéressent à la planification de la maintenance des éoliennes offshore avec les contraintes des ressources de déplacement. Le problème consiste à trouver un itinéraire et un calendrier pour chaque navire afin d'effectuer la maintenance d'un ensemble d'éoliennes sur une période de planification de plusieurs jours.

La gestion des pièces de rechange est une fonction de la gestion de la maintenance qui vise à soutenir les activités de maintenance, en donnant des informations en temps réel sur les quantités disponibles de chaque pièce de rechange et en adoptant les politiques d'inventaire qui garantissent leur disponibilité en cas de besoin, en minimisant les coûts [101]. Les coûts de maintenance comprennent non seulement les coûts des temps d'arrêt des équipements dus aux pannes, mais aussi le coût de la main-d'œuvre et des pièces de rechange. La disponibilité des pièces de rechange doit être directement liée à la maintenance afin de réduire les temps

d'arrêt et les coûts liés aux pannes. L'inventaire des pièces de rechange doit être considéré comme une partie de la gestion de la maintenance[101]. Dans [121], les auteurs ont étudié la planification de la maintenance en intégrant l'approvisionnement en pièces de rechange, un modèle de programmation stochastique à plusieurs étapes a été proposé.

3.5 Maintenance planning using the RUL

La période de maintenance en PM est déterminée sur la base de l'analyse de fiabilité de systèmes similaires. La gestion des pronostics et de la santé (PHM) introduit de nouvelles possibilités pour une planification de la maintenance plus efficace par rapport aux PM. Dans la PHM, les données de surveillance propres au système observé sont utilisées pour identifier l'état de santé du système (Son et al. 2013 ; Sankararaman 2015). Le PHM recommande des actions spécifiques au système observé. Ainsi, la planification nécessite de prévoir la santé future des actifs, ce qui est fait par le biais de pronostics. La prévision de la santé permet de calculer le risque associé, ce qui peut être utilisé pour une planification efficace. **seuil** Liu et al. [55] ont proposé un modèle de planification de la maintenance à plusieurs phases utilisant des informations de pronostic avec les ressources disponibles pour obtenir une planification optimale de la production et des décisions de maintenance.

3.6 Planification de la maintenance des équipements répartis géographiquement

La planification de la maintenance apporte une amélioration significative de l'efficacité et de la fiabilité des systèmes. La planification de la maintenance vise à gérer le temps et les ressources nécessaires à la conduite des opérations [28]. Lorsque les machines sont réparties géographiquement, cela complique encore plus le problème de la planification. La planification de la maintenance de machines réparties géographiquement peut être décomposée en deux problèmes NP-complet. Le premier est la planification des tâches de maintenance ; ce problème dépend de l'état de santé des équipements. Le second problème est la routine du travailleur pour atteindre les machines, qui dépend des ressources et de la disponibilité des travailleurs.

Plusieurs études se sont intéressées à la planification de la maintenance des GDA ; certaines se sont concentrées uniquement sur le problème de la routine des travailleurs [7] [25]. D'autres ont supposé que les deux problèmes sont indépendants et ils ont étudié chaque problème séparément [1] [88]. Cependant, l'heure de début d'une intervention

de maintenance dépend de l'ordre des autres interventions et du temps de déplacement. Ainsi, la planification de la maintenance et la routine des travailleurs ne peuvent pas être séparées. De nombreux travaux ont récemment proposé un modèle de planification de la maintenance intégrant la routine des travailleurs [69]. Dans [3] les auteurs se sont intéressés à la maintenance des éoliennes offshore ; ils proposent un modèle de planification de la maintenance et de routines de travailleur pour gérer la logistique de maintenance et optimiser le coût total de la maintenance. La méthode de décomposition Dantzig-Wolfe a été utilisée pour déterminer la planification optimale. Bien que le problème étudié soit NP-complet, les solutions optimales peuvent être trouvées dans un temps limité en ne considérant qu'un nombre très restreint de machines. Comme le propose le présent document, l'utilisation d'une méthode exacte ne peut résoudre le problème que pour un petit nombre de machines. Pour éviter ce problème, une méthode heuristique combinée à une programmation linéaire a été proposée dans [32] pour résoudre le problème de programmation de la maintenance et de la routine des réseaux électriques. Ces travaux ont porté sur la maintenance préventive, qui cherche à éviter les pannes en effectuant une maintenance périodique. Cette stratégie peut conduire à une maintenance inutile. Ainsi, l'industrie s'intéresse aujourd'hui à la surveillance en temps réel et à la maintenance prédictive.

Les équipements répartis géographiquement, tels que les parcs éoliens en mer et les aiguillages ferroviaires, ajoutent une complexité supplémentaire au problème de planification de la maintenance, avec le temps de trajet nécessaire pour atteindre ces équipements. Ainsi, le temps de déplacement entre des équipements géographiquement répartis doit être intégré dans le planning de maintenance lorsqu'une équipe est responsable de la maintenance de plusieurs équipements.

Camci [14] a mis en place le problème des agents de maintenance voyageurs (*Travelling Maintainer Problem (TMP)*) afin de trouver l'itinéraire le plus efficace pour que l'opérateur de maintenance puisse visiter les biens qui ne sont pas encore en panne. Le TMP proposé est basé sur le problème du voyageur de commerce (*Travelling Salesman Problem (TSP)*) ; le TSP est l'un des problèmes d'optimisation combinatoire les plus étudiés. Il vise à trouver l'itinéraire d'un vendeur qui part d'un point d'origine, visite un ensemble de villes prescrit, et revient au point d'origine de telle sorte que la distance totale parcourue soit minimale et que chaque ville soit visitée une fois. Le TMP intègre la sortie des pronostics avec le TSP ; l'itinéraire est affecté par le RUL et la distance de chaque équipement.

L'un des concepts les plus utiles dans la littérature utilisée à côté de la planification de la maintenance, en particulier lorsque nous sommes confrontés à la maintenance des actifs géographiquement répartis, est le Problème de tournées de véhicules VRP (*Vehicle routing problem*). Les problèmes de maintenance et de cheminement intégrés peuvent être

utilisés dans diverses applications telles que l'industrie du pétrole et du gaz, les systèmes de télécommunication, les services publics, les soins de santé et le secteur financier [57]. Rashidnejad et al. [81] ont proposé un modèle bi-objectif de planification de la maintenance préventive dans des systèmes géographiquement dispersés. Les auteurs ont défini le problème comme une intégration du problème de VRP avec les fenêtres de temps et la planification de la maintenance

3.7 Problème de tournées de véhicules

Le Problème de tournées de véhicules (*Vehicle routing problem (VRP)*) est l'un des problèmes les plus analysés dans les domaines du transport, de la distribution et de la logistique. Il s'agit de déterminer l'ensemble optimal de trajets à effectuer par une flotte de véhicules pour servir un ensemble donné de clients [102]. Il a été introduit par Dantzig et al. [26] en 1959, en modélisant comment une flotte de camions homogènes pouvait répondre à la demande de pétrole d'un certain nombre de stations-service à partir d'un point central et avec une distance de déplacement minimale. En 1964, Clarke et al. [20] ont généralisé ce problème à un problème d'optimisation linéaire connu sous le nom de VRP, l'un des sujets les plus largement étudiés dans la recherche opérationnelle [77]. Le VRP a été largement étudié au cours des dernières décennies, et c'est l'un des problèmes d'optimisation combinatoire les plus importants. Il s'agit d'un problème de programmation complet de NP en nombres entiers. L'objectif principal est de minimiser le coût de distribution des biens et de trouver le chemin le plus court entre deux points. Il généralise le problème bien connu TSP.

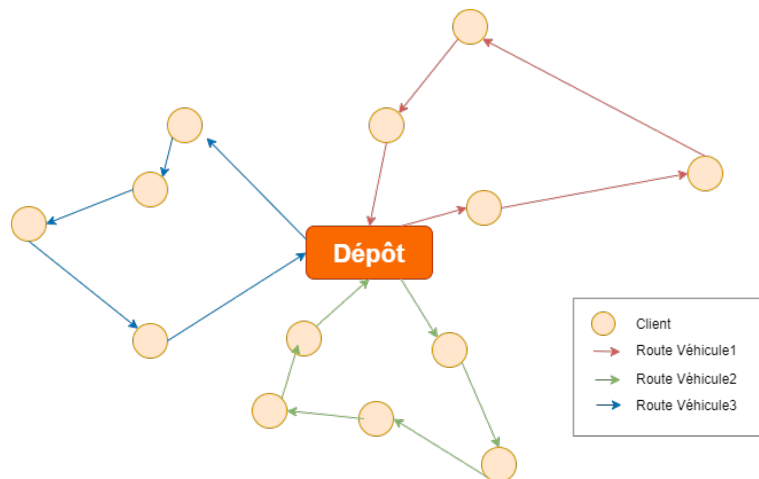


Fig. 3.1 Exemple d'une solution du VRP

3.7.1 Formulation mathématique

VRP se modélise par un graphe complet $G = (V; E)$ où $V = \{v_1; \dots; v_n\}$ est un ensemble de sommets modélisant les villes (ou les clients), le sommet v_0 , correspondant au dépôt et $E = \{(v_i; v_j) : i \leq j; v_i, v_j \in V\}$ est un ensemble d'arêtes reliant les villes.

n nombre de clients (ou sommets) m est le nombre de véhicules disponibles c_{ij} représente le coût du voyage du nœud i au nœud j x_{ijk} est une variable binaire qui a la valeur 1 si le véhicule k parcourt l'arc $(v_i; v_j)$ est considéré comme faisant partie de la solution et 0 sinon.

Ainsi, en tant que problème d'optimisation, le VRP s'écrit :

$$\text{Min} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} \sum_{k=1}^m x_{ijk} \quad (3.2)$$

Avec les contraintes suivantes :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m x_{ijk} = 1 \quad \forall j \in V \quad (3.3)$$

$$\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m x_{ijk} = 1 \quad \forall i \in V \quad (3.4)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n x_{ilk} = \sum_{l=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ljk} \quad (3.5)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{0jk} = 1 \quad \forall 1 \leq k \leq m \quad (3.6)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i0k} = 1 \quad \forall 1 \leq k \leq m \quad (3.7)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} \quad 1 \leq i, j \leq n; 1 \leq k \leq m \quad (3.8)$$

Sous cette formulation, équation.3.2 signifie que l'objectif du problème d'optimisation est de minimiser la somme des coûts de toutes les tournées.

Les contraintes Eq.3.3 et Eq.3.4 imposent que chaque client soit desservi une et une seule fois et la contrainte Eq.3.5 assure la conservation de flot. Les contraintes 3.6 et 3.7 assurent que chaque tournée commence et se termine au dépôt. Finalement, les contraintes 3.8 sont des contraintes de binarité sur les variables de décision x_{ijk} .

3.8 methodes

3.8.1 Regroupement

La maintenance de groupe vise à regrouper les composants en fonction de leurs fonctionnalités, de la proximité spatiale dans le système, de la durée de vie prévue et d'autres propriétés (Gertsbakh, 1984 ; Sheu & Jhang, 1997). Lorsqu'un des composants tombe en panne ou nécessite un entretien, l'ensemble du groupe est remplacé ou entretenu. Ce regroupement est effectué en utilisant les composants d'un système (Levrat, Iung, Macchi, Thomas, & Voisin, 2011 ; Thomas, Levrat, & Iung, 2008 ; Van, Florent, Keomany, Barros, Berenguer, 2011 ; Van, Vu, Barros, & Berenguer, 2012).

3.8.2 Méthodes d'optimisation

Dans cette section, nous présenterons différents algorithmes pour résoudre le VRP. Tout d'abord, une brève introduction à l'algorithme exact est donnée. Ensuite, une description des algorithmes heuristiques. À la fin de cette section, nous nous concentrons sur les algorithmes métaheuristiques, qui sont les méthodes les plus couramment utilisées pour résoudre les VRP à grande échelle.

Méthodes exactes

Plusieurs familles d'algorithmes exacts ont été proposées pour le VRP. Les algorithmes exacts peuvent être classés en trois classes : (1) les méthodes de recherche directe par arbre, (2) la programmation dynamique et (3) la programmation par linéaires entiers. À l'heure actuelle, les algorithmes exacts ne peuvent résoudre que les problèmes de VRP à petite échelle.

3.8.3 Méta-heuristiques

[81] une méthode de solution métaheuristique multi-objectifs, appelée NSGA-II, est appliquée pour résoudre ce problème difficile de NP.

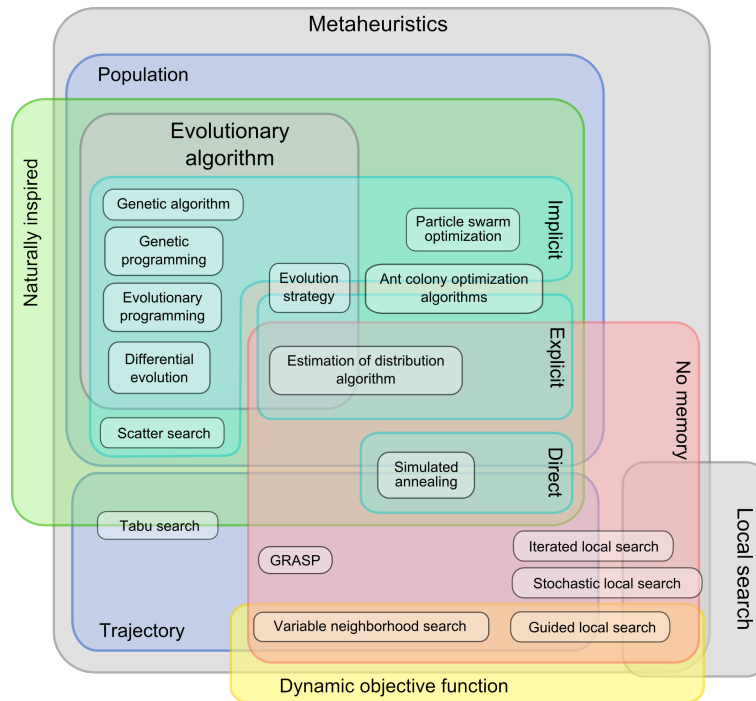


Fig. 3.2 Classification of Metaheuristics

3.9 approche proposée

3.9.1 Cas d'étude: éoliennes offshore

Le secteur de la logistique des services liés à l'éolien offshore est difficile, risqué et coûteux, les questions liées à la logistique et à la maintenance des services représentant 25 à 30% des coûts engagés pendant la phase opérationnelle [18]. La capacité totale installée dans l'Union européenne devrait augmenter de 19,1% par an, ce qui portera la capacité installée actuelle de 6,5 GW à un total de 150 GW en 2030 [18]. Toutefois, les coûts de l'énergie éolienne en mer sont plus élevés que ceux de l'énergie produite par les fournisseurs d'électricité traditionnels à partir du charbon et du gaz. De nombreuses initiatives ont été prises pour devenir compétitives, par exemple l'accord vert sur l'énergie éolienne offshore Topteam Energie (2012), des projets financés par l'UE. Ce n'est que récemment que les premiers parcs éoliens seront construits sans subventions directes qui garantissent des prix minimums pour l'énergie. Toutefois, cette situation est en partie due à la faiblesse des taux d'intérêt et au prix peu élevé de l'acier [86]. Néanmoins, des réductions de coûts plus durables sont nécessaires, tant pendant la phase d'installation que pendant la phase opérationnelle. Nous nous concentrerons sur la dernière de ces thèses de la maintenance.

Un moyen prometteur de réduire les coûts de l'énergie éolienne offshore est l'optimisation de son réseau logistique et des opérations qui ont lieu au sein du réseau lors de la phase opérationnelle, c'est-à-dire la logistique des services de maintenance [92]. Les opérations qui ont lieu au sein du réseau logistique doivent être soigneusement coordonnées en ce qui concerne les flux d'outils, de modes de transport, de pièces de rechange et de techniciens à terre et en mer [38]. Par conséquent, la conception du réseau logistique doit offrir des possibilités de logistique de service de maintenance efficace, efficiente et robuste en toute circonstance. Il est donc de la plus haute importance que les modèles d'optimisation dans le contexte de la logistique des services de maintenance des éoliennes offshore saisissent les ingrédients essentiels concernant la coordination des différents flux de matériel et de techniciens. Cela aidera le secteur de l'éolien offshore à devenir réellement compétitif par rapport aux fournisseurs d'énergie traditionnels et en fera une source d'énergie attrayante et durable pour les prochaines décennies [112].

Ces opérations ont trois défis majeurs qui sont structurellement différents des opérations logistiques traditionnelles des services de maintenance:

- La maintenance des parcs éoliens offshore nécessite la location de navires et d'hélicoptères coûteux pour transporter le matériel et les techniciens nécessaires à l'exécution des tâches de maintenance, alors que dans les applications traditionnelles (à terre), les véhicules de service sont relativement abordables.
- la coordination des techniciens et des pièces de rechange est cruciale ; livrer un technicien à une éolienne sans avoir apporté les fournitures nécessaires provoque des perturbations majeures des opérations car le retour à la base d'exploitation et de maintenance est coûteux.
- Même si des modes de transport appropriés sont organisés et que les différents flux de travail sont bien coordonnés, les activités de maintenance quotidiennes sont dues à des raisons de sécurité affectées par les conditions météorologiques. La vitesse du vent, la hauteur des vagues et le brouillard déterminent la mesure dans laquelle la maintenance et le transport sont autorisés.

La planification de la maintenance des parcs éoliens offshore est un problème complexe et difficile [87]. L'objectif principal de la planification de la maintenance est d'établir un planning détaillé des activités de maintenance qui doivent être effectuées dans un horizon de planification. Plusieurs facteurs doivent être pris en compte lors de la programmation des activités de maintenance d'un parc éolien offshore, notamment les conditions météorologiques, la disponibilité de diverses ressources (par exemple, les navires de service, les équipages et les

pièces de rechange) et l'interruption de la production d'électricité. Les ressources nécessaires à la maintenance des turbines offshore sont généralement basées dans le port ou la base d'exploitation et de maintenance (O&M) le plus proche. Les conditions météorologiques (telles que la vitesse du vent et la hauteur des vagues) et la disponibilité des navires sont les principaux facteurs qui affectent les performances des activités de maintenance.

La littérature présente plusieurs contributions qui ont étudié la logistique de maintenance dans l'industrie éolienne offshore. Un modèle d'optimisation basé sur la méthode de décomposition de Dantzig-Wolfe a été proposé par Irawan et al. [38]. pour le routage de maintenance des parcs éoliens offshore. Le modèle trouve le calendrier optimal pour l'entretien des turbines, puis l'équipage transfère les itinéraires optimaux des navires pour la maintenance des turbines et le nombre de techniciens requis pour chaque navire. Le modèle prend en compte plusieurs navires, plusieurs périodes (jours), plusieurs (O&M) et plusieurs parcs éoliens. Schrotenboer et al. [86] ont mis en place un service de logistique de la maintenance en se basant sur le problème de collecte et de livraison de plusieurs produits à plusieurs périodes, l'objectif est de développer des itinéraires permettant de réduire les coûts de manière à ce que les pièces de rechange et les techniciens soient récupérés et livrés entre les points de maintenance, pour chaque navire à chaque période, assurant ainsi le début et la fin de tous les services de maintenance. Dai et al. [24] ont présenté un modèle d'optimisation pour le problème de routage et de planification d'une flotte de navires donnée pour l'O&M dans un parc éolien offshore. Le modèle minimise les coûts liés au déplacement vers les turbines respectives et aux tâches de retardement. L'aspect temps du modèle est un horizon de planification court et fini, discrétisé en étapes de temps plus courtes (jours ou équipes). Il permet d'effectuer les tâches en parallèle et inclut le ramassage et la livraison du personnel. Le modèle ne prend en compte que les navires qui doivent retourner à un dépôt à terre au cours de chaque période. Raknes et al. [80] ont proposé un modèle mathématique qui prend en considération la manière dont les tâches de maintenance devraient être programmées et effectuées par des techniciens transportés à l'aide d'une flotte de navires spécialisés. Le modèle combine plusieurs équipes de travail et inclut des navires qui peuvent rester en mer pendant plusieurs périodes tout en effectuant des tâches de maintenance importantes et un calcul précis des coûts d'immobilisation.

3.9.2 description de la problématique

Ce chapitre traite de la programmation des tâches de maintenance et de l'acheminement des navires de maintenance pour les parcs éoliens offshore. Chaque parc éolien se compose d'un ensemble de turbines qui doivent être entretenues dans un horizon de planification basé sur la période recommandée des turbines qui doivent être entretenues. Une base d'O&M est

généralement située dans le port à proximité du parc éolien et contient des ressources telles que des navires, des techniciens et des entrepôts. Une base O&M peut avoir plus d'un navire avec des spécifications différentes.

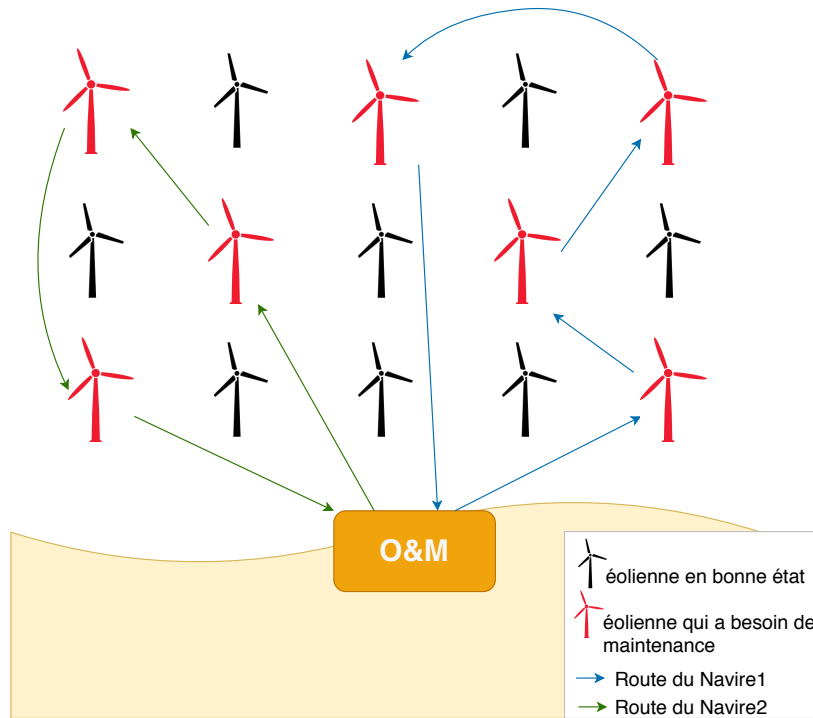


Fig. 3.3 Exemple d'une solution du VRP

Cette section décrit le modèle proposé pour la planification conjointe de la maintenance et des itinéraires des navires et des techniciens de maintenance dans les parcs éoliens offshore.

Hypothèses

- Les turbines sont supposées être différentes les unes des autres. Leur âge et leur production d'énergie ne sont pas les mêmes.
- La dégradation de l'éolienne n'est pas la même ; elle dépend du type et de la taille de l'éolienne ainsi que de la distance par rapport à la terre ferme. Plus l'éolienne est éloignée, plus les conditions météorologiques sont rudes, ce qui peut augmenter le taux de dégradation.
- Le RUL de chaque éolienne est fourni par des pronostics basés sur des données collectées en temps réel. Nous supposons que cette valeur RUL est valable dans une fenêtre temporelle. Cette fenêtre temporelle est définie pour l'horizon de la planification.

- Les tâches de maintenance peuvent être exécutées en parallèle. Cela signifie qu'un navire peut déposer des techniciens aux turbines tout en livrant d'autres techniciens à d'autres turbines. Après avoir travaillé sur la tâche pendant la durée prévue, les techniciens sont récupérés par le même navire figure 3.3 illustre les opérations d'un seul navire au cours d'un seul service, en montrant comment le navire se déplace entre six turbines différentes pour effectuer la maintenance.
- Certaines tâches exigent que le navire reste à la turbine, par exemple lorsqu'il faut un équipement plus important ou lorsque les tâches impliquent des opérations sous-marines.

Objectif

L'objectif est d'élaborer un planning conjoint de la maintenance et de l'attribution des navires aux maintenance du sorte que le coût de la maintenance et du voyage soit optimal. Ce coût se compose des coût de maintenance et des coût de transport. Une pénalité est rajoutée au coût total. cette pénalité est le résultat de la perte de revenus lorsque les turbines sont arrêtées en raison de pannes dans le cas d'une maintenance après le RUL.

Les coût de voyage dépendent de l'itinéraire du navire. Deux cas peuvent être présentés. Premièrement, l'opération de maintenance ne nécessite pas la présence d'un navire ; le navire dépose les techniciens et les récupère le jour même après la fin de l'activité de maintenance. Dans le second cas, le navire doit être présent pendant l'entretien. Selon les deux cas, le coût peut être défini sur la base des informations relatives au voyage de chaque navire, telles que la distance, le coût du carburant et la vitesse du navire.

Le coût de la pénalité représente les mesures d'incitation de l'opérateur à effectuer les tâches de maintenance et reflète la priorité de la visite des différentes turbines. La période de maintenance recommandée est le RUL estimé à l'aide de méthodes de pronostic. Le coût de pénalité peut être fixé de manière à refléter l'état estimé de la turbine et donc les risques associés à sa détérioration. Dans ce cas, il pourrait également représenter la perte de revenus lorsque la turbine doit être réglée pour fonctionner à des performances réduites. En général, le prix de l'électricité de l'énergie éolienne est également un facteur clé dans la détermination du coût de pénalité. Dans ce travail, nous supposons que la pénalité dépend de la période de retard ; plus la maintenance est effectuée après le RUL, plus les pertes d'exploitation et de production d'énergie sont importantes.

Contrainte

- Plusieurs contraintes sont prises en compte pour chaque navire : la capacité du personnel, la capacité de chargement et la disponibilité des navires.
- le nombre de chaque type de compétence des techniciens disponibles dans la base O&M.
- La maintenance de chaque éolienne doit être effectuée avant la fin de la RUL, à défaut de quoi un coût de pénalité est ajouté en fonction des risques et des pertes.

3.9.3 Formulation mathématique

Le problème de planification de la maintenance des éolienne offshore est un problème qui consiste à trouver le meilleur planning qui minimise le coût de transport de la maintenance et la pénalité relative à l'arrêt de production ou la défaillance en cas de retard de l'activité de maintenance. Ainsi le coût total est composé de trois parties (Eq. 3.9), la première partie pour calculer le coût de voyages des navire. La deuxième partie représente le coût relative à l'activité de maintenance, ce coût est calculé comme la multiplication de la durée de maintenance avec un coût fixe de maintenance par unité de temps. la dernière partie de fonction objective est la pénalité qui représente la somme de toute les éoliennes que leur maintenance a dépassé leur RUL, le durée de retard est multiplier par un coût fixe de pénalité.

[label=] n nombre d'éoliennes m est le nombre de navires S est l'ensemble des compétences des techniciens de maintenance, par exemple électronique, mécanique, ...etc. avec s comme index Q_s le nombre de technicien de compétence s disponible à l'O&M q_{ijk} le nombre de technicien de compétence s requis pour la route (i, j) parcouru par le navire k $x_{ijk} = 1$ si le navire k prend la route de i à j , 0 sinon. CT_{ij} représente le coût du voyage du nœud i au nœud j RUL_i le RUL de l'éolienne i TM_i le temps de début de maintenance de l'éolienne i $\theta_i = 1$ si la maintenance a commencé avant la fin du RUL_i , 0 sinon d_i la durée de maintenance nécessaire pour l'éolienne i CM est le coût de l'activité de maintenance P est le coût de pénalité dans le cas où la maintenance est en retard (après le RUL_i)

Ainsi, en tant que problème d'optimisation, le de planification de la maintenance se décrit

:

$$Min\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m CT_{ij}x_{ijk} + \sum_{i=1}^n d_i CM + \sum_{i=1}^n (1 - \theta_i)(TM_i - RUL_i)P\right) \quad (3.9)$$

Avec les contraintes suivantes :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m x_{ijk} = 1 \quad \forall j \in V \quad (3.10)$$

$$\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m x_{ijk} = 1 \quad \forall i \in V \quad (3.11)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{0jk} = 1 \quad \forall 1 \leq k \leq m \quad (3.12)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i0k} = 1 \quad \forall 1 \leq k \leq m \quad (3.13)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} q_{ijks} \leq Q_s \quad \forall 1 \leq k \leq m \quad (3.14)$$

$$x_{ijk} \in 0, 1 \quad 1 \leq i, j \leq n; 1 \leq k \leq m; s \in S \quad (3.15)$$

$$TM_i \leq RUL_i \quad \forall 1 \leq i \leq n \quad (3.16)$$

Sous cette formulation, équation.3.2 signifie que l'objectif du problème d'optimisation est de minimiser la somme des coûts de toutes les tournées.

Les contraintes Eq.3.3 et Eq.3.4 imposent que chaque client soit desservi une et une seule fois et la contrainte Eq.3.5 assure la conservation de flot. Les contraintes 3.6 et 3.7 assurent que chaque tournée commence et se termine au dépôt. Finalement, la contrainte ?? est la contraintes de capacité et les contraintes 3.8 sont des contraintes de binarité sur les variables de décision x_{ijk} .

3.10 Résultats

3.10.1 Génération des données

Un processus de génération de données a été développé pour tester la méthode proposée et l'effet de divers paramètres (nombre d'éoliennes et leur distance, nombre de navires, nombre de techniciens, RUL de chaque éolienne) sur la planification et la logistique de la maintenance et le coût total de la maintenance.

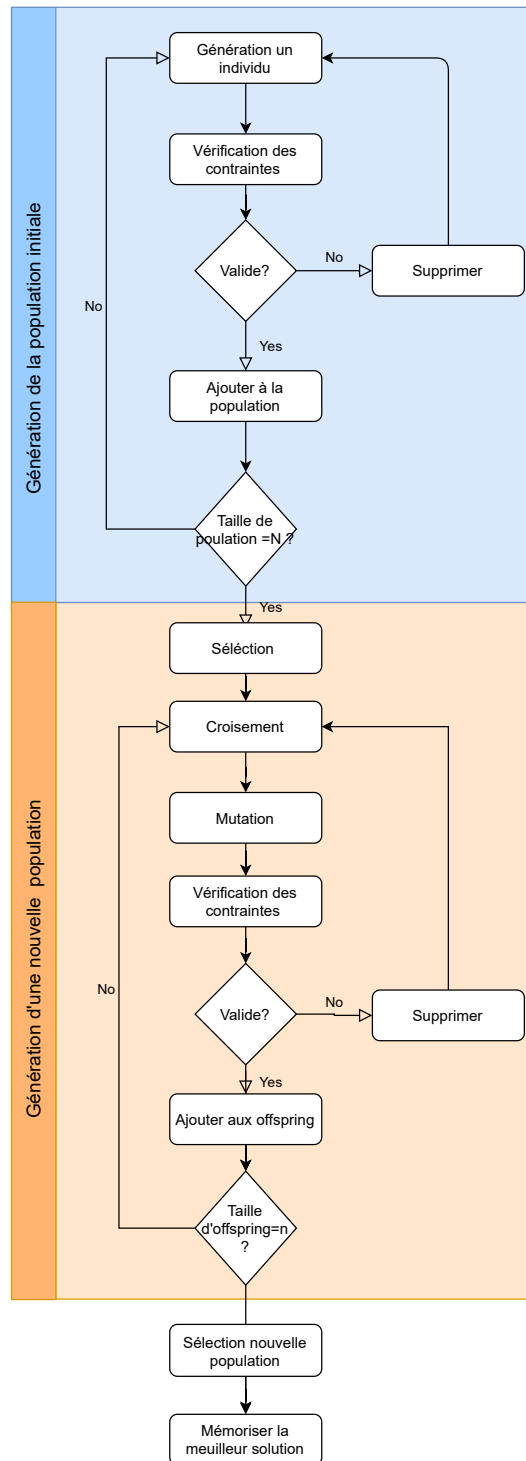


Fig. 3.4 Méthodes proposée

- Le nombre d'éoliennes est fixé par l'utilisateur de la solution développée. Dans ce chapitre, deux groupes de données ont été générés, le premier avec une petite taille de

2 à 10 éoliennes, ces données sont utilisées pour comparer la méthode d'optimisation proposée avec une méthode exacte. Le second groupe, des données de grande taille avec 50 à 200 éoliennes, ces données sont utilisées pour étudier la complexité de la planification.

- Le RUL de chaque éolienne est généré de manière aléatoire selon la loi normale. l'utilisateur peut choisir l'intervalle de génération. Cet intervalle représente la fenêtre temporelle du plan de maintenance.
- La distance entre les éoliennes est fixée par l'utilisateur. Dans cette recherche, la distance a été variée d'un ensemble de données à l'autre pour voir l'impact du coût du transport sur la planification de la maintenance.
- Le nombre de navires est également fixé par l'utilisateur. Pour les tests de l'approche proposée, le type de navires est supposé être identique et le nombre de navires a été modifié d'un ensemble de données à l'autre.
- Le nombre des techniciens de maintenance et leurs compétences est choisi par l'utilisateur.

3.10.2 Résultats et discussion

Afin de comparer la méthode proposée avec une planification jointe entre la maintenance et les routine de l'équipe de maintenance avec les autre approche qui séparer les deux. Dans premier temps la maintenance est planifier en optimisant le coût de maintenance sans prendre en compte la distance et le coût de déplacement de l'équipe de maintenance. Une fois le planning de la maintenance est élaborer, le coût du déplacement est calculer. Cette méthode est comparer avec notre approche qui prend en considération le coût de maintenance, de défaillance et le coût de déplacement de l'équipe de maintenance.

Figure 3.5 montre le coût calculer par les deux méthodes en fonction du nombre d'éolienne. la différence entre les deux coût deviennent importante à partir de 50 éolienne.

Pour mieux mesurer l'importance de la différence du coût nous avons calculer le pourcentage de coût gagner en utilisant la planification jointes (Eq. 3.17). Figure 3.6 montre que cette différence avec 50 éoliennes est de 13.48% et avec 500 éoliennes est de 37.38%.

$$diff = (Cost_{seq} - Cost_{joined}) / Cost_{seq} \quad (3.17)$$

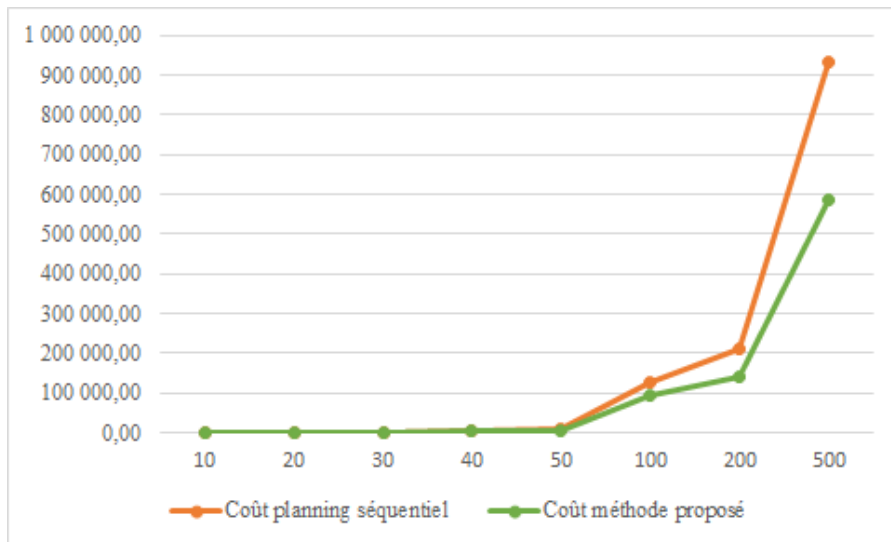


Fig. 3.5 le différence de coût entre "maintenance planning" et "maintenance et routine planning"

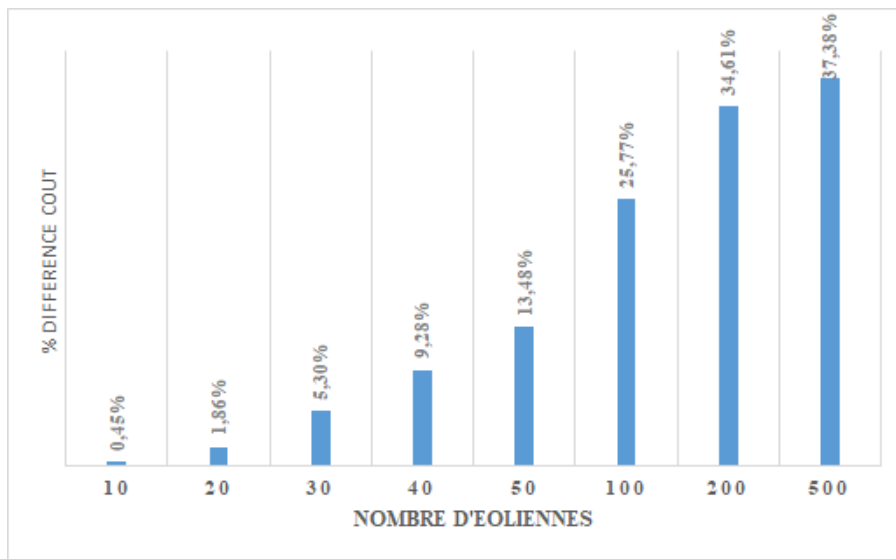


Fig. 3.6 le différence de coût entre "maintenance planning" et "maintenance et routine planning"

Pour voir l'effet du coût de transport ou le routine de l'équipe de maintenance sur le coût total de la maintenance et pour. Pour cela nous avons fixé le coût de défaillance et maintenance et nous avons varié le coût du transport.

Nous nous sommes intéressé à trois scénario, Le premier où le coût de défaillance est plus important que le coût de transport, Dans le deuxièmes sont égaux et enfin le dernier scénario le coût de transport est plus important que le coût de défaillance.

Dans le premier cas où le coût de défaillance est plus grand que le coût de transport la contrainte que l'algorithme a pris pour la minimisation du coût total est le RUL ou le planning à assurer que le temps de maintenance est avant le RUL. Alors dans le cas contraire ou le coût de transport est plus important que le coût de défaillance la distance parcouru par est le critères le plus important.

Dans le cas ou le transport peut coûter plus que le coût de défaillance, l'éolienne doit être arrêter pour minimiser le coût de la maintenance et éviter la panne.

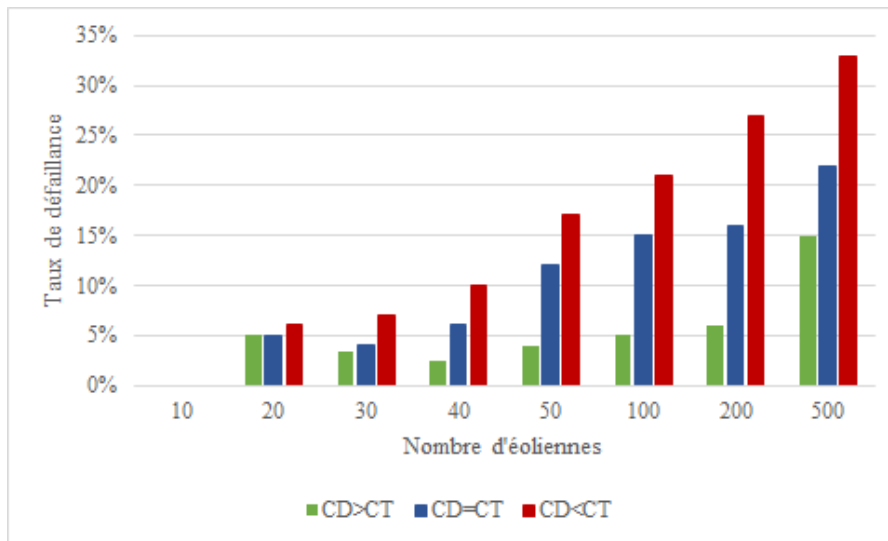


Fig. 3.7 le taux de défaillance dans les trois scénarios: (1) Coût de défaillance > coût de transport; (2) Coût de défaillance = coût de transport; (3) les deux coût sont égaux.

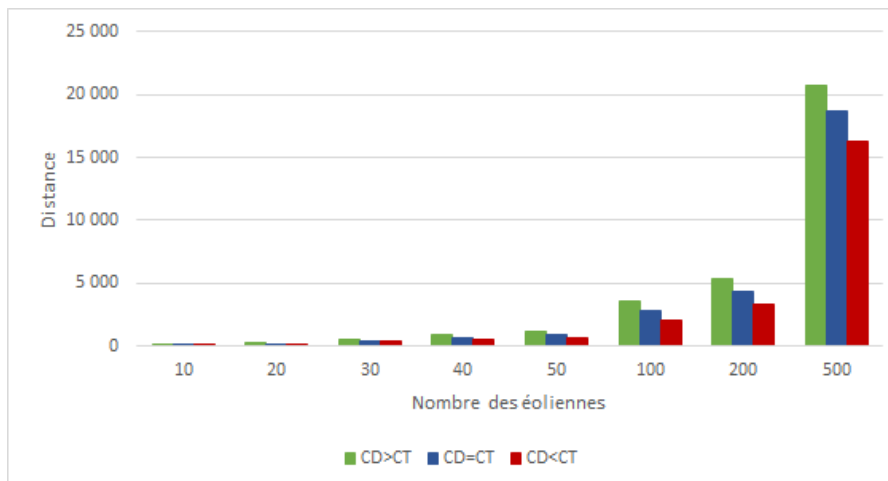


Fig. 3.8 la distance parcourue par l'équipe de maintenance pour les trois scénarios; (2) Coût de défaillance = coût de transport; (3) les deux coût sont égaux.

3.11 Conclusion

Ce chapitre a présenté une méthode qui permet de planifier la maintenance d'équipement géographiquement répartis en se basant sur le RUL avec des contraintes de la distance de déplacement. L'objectif de la méthode proposé est de minimiser le coût total de la maintenance qui inclus le coût de maintenance de défaillance et de déplacement de l'équipe de maintenance. Les résultats montrent que prendre en considération le coût de déplacement dans la planification de maintenance réduit le coût total de la maintenance dans le cas où le nombre d'équipement ou la distance entre les actifs sont importants ou le coût de transport est élevés.

Dans ce chapitre le RUL est supposé avoir une valeur certaine, elle est donnée par le processus de pronostic. Cependant, la prédiction du RUL n'est pas un processus certain, l'incertitude de la prédiction doit être prise en compte dans la prise de décision. Le prochain chapitre s'intéresse à introduire l'incertitude dans le processus de prise de décision.

Chapter 4

Évaluation de l'incertitude dans la décision post-pronostic

4.1 Introduction

Le pronostic porte sur la prévision du comportement futur des systèmes, alors que plusieurs sources d'incertitude influencent ces prévisions. Par conséquent, il est nécessaire d'estimer l'incertitude associée à la valeur du RUL donnée par le processus de pronostic. L'incertitude des pronostics est une partie inévitable, de nombreuses sources d'incertitude existent dans des cas pratiques comme la variabilité des matériaux, le bruit/biais des mesures de données, les conditions de chargement actuelles/ futures, l'erreur dans la forme du modèle, l'incertitude dans l'algorithme d'estimation et le processus de prédiction lui-même. Ce chapitre s'intéresse à introduire l'incertitude dans le processus de prise de la décision post pronostic en prenant le RUL pas comme une valeur fixe mais comme une distribution.

4.2 PHM incertitude

Le PHM joue un rôle important dans l'amélioration de la durée de vie et la réduction des coûts de maintenance. Les pronostics prévoient l'état de santé des machines et déterminent la RUL. La RUL est utilisée pour déterminer le bon moment de l'entretien, ce qui permet d'optimiser le coût de l'entretien. Récemment, de nombreux travaux se sont intéressés à la planification de la maintenance basée sur la RUL [104]. Cependant, ces travaux prennent la RUL comme seuil de l'heure de début de la maintenance, [13] a montré l'inadéquation de cette approche pour la planification de la maintenance de plusieurs machines. Comme la RUL est une valeur estimée, l'incertitude associée à cette estimation doit être prise en compte

[124]. L'incertitude et l'intervalle de confiance de la RUL jouent un rôle essentiel dans la prise de décision. Ces informations peuvent permettre de clarifier les risques qu'une seule valeur estimée permet de prendre les mesures adéquates [40].

4.2.1 Source d'incertitudes

Plusieurs sources d'incertitude affectent la prédiction du comportement futur et par conséquent, la prédiction du RUL. Pour prendre des décisions significatives basées sur des pronostics, il est important d'analyser comment ces sources d'incertitude affectent la prédiction du RUL et de calculer l'incertitude globale de la prédiction. Les différentes sources d'incertitude sont classées en diverses catégories pour faciliter la quantification et la gestion des incertitudes. La figure X illustre les sources d'incertitude [95].

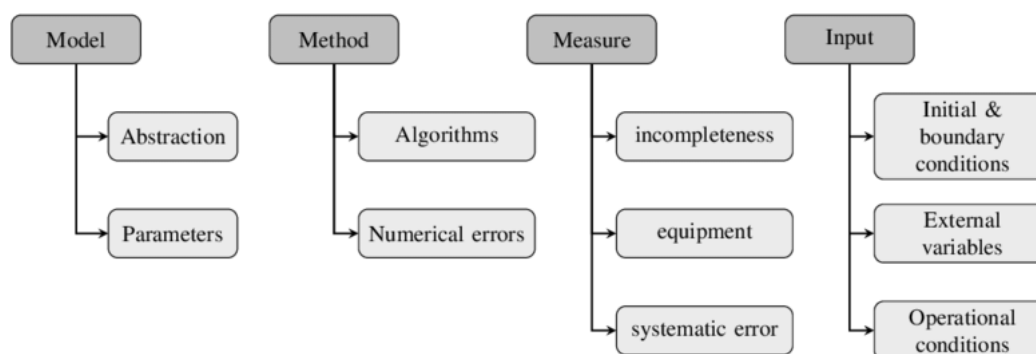


Fig. 4.1 les sources d'incertitude [21]

Estimation de l'incertitude des états

Avant de faire des prédictions, il est essentiel d'estimer précisément l'état du système au moment de la prédiction. Ceci est lié à l'estimation de l'état couramment traitée à l'aide de techniques de filtrage. Des mesures de capteurs sont utilisées pour estimer l'état, et de nombreuses approches de filtrage permettent d'estimer l'incertitude de l'état. De nombreuses approches de filtrage permettent d'estimer l'incertitude de l'état concernant le modèle dynamique utilisé et les hypothèses sur le bruit des processus et des capteurs [89].

En pratique, il est possible d'améliorer l'estimation des états et de réduire ainsi cette incertitude en utilisant de meilleurs capteurs et des approches de filtrage adaptées.

L'incertitude future

L'une des sources d'incertitude les plus importantes dans le contexte des pronostics provient du fait que beaucoup de choses sur le futur sont inconnues ou du moins ne sont pas précisément connues. Ainsi, les futures entrées dans le système ne peuvent être estimées avec précision, et il est important d'évaluer cette incertitude avant de faire des pronostics [89].

Si les entrées futures étaient connues avec précision, il n'y aurait alors aucune incertitude quant à la véritable évolution du système. Il est possible de faire des prédictions sans incertitude en utilisant un modèle qui peut représenter la physique portant l'évolution du système sans incertitude. Une telle prédiction correspondrait à la vérité observée sur le terrain. Comme les entrées futures sont incertaines, l'évolution réelle du système est incertaine. En pratique, l'incertitude des prévisions est en outre affectée par l'incertitude de l'estimation de l'état du système et de l'utilisation d'un modèle imparfait [123].

L'incertitude du modèle

Il est nécessaire d'utiliser un modèle fonctionnel pour prévoir les états futurs. Le seuil des événements est défini à l'aide d'une fonction booléenne qui vérifie si l'événement E s'est produit ou non. Ces deux modèles sont utilisés conjointement pour prédire le moment où E se produit. Quelle que soit la façon dont ces modèles sont dérivés, il peut être pratiquement impossible de développer des modèles qui prédisent avec précision la réalité sous-jacente [125].

L'incertitude de la modélisation représente la différence entre la réponse prévue et la réponse réelle, qui ne peut être ni connue ni mesurée avec précision. Cette différence comprend généralement plusieurs parties : la structure du modèle, les paramètres du modèle et le bruit du processus. Bien qu'il soit possible de quantifier les contributions relatives de ces termes jusqu'au moment de la prédiction, il est difficile de connaître leurs contributions relatives à des moments ultérieurs. C'est pourquoi il faut en tenir compte dans l'analyse de l'incertitude.

Il peut ne pas être possible de quantifier précisément l'incertitude, ce qui entraîne une incertitude supplémentaire, appelée incertitude de la méthode de prédiction. Par exemple, lorsque des approches basées sur l'échantillonnage sont utilisées pour la prédiction, un nombre limité d'échantillons entraîne une incertitude concernant la distribution de probabilité estimée pour la quantité d'intérêt à prévoir ; une simple simulation de Monte Carlo, lorsqu'elle est répétée dix fois, donnera lieu à dix distributions de probabilité différentes. Par ailleurs, lorsque des méthodes analytiques sont utilisées, des approximations et des hypothèses

concernant les formes fonctionnelles conduiront à une distribution de probabilité pour la quantité d'intérêt qui sera ainsi précise [39].

L'incertitude des méthodes de prédiction

Même si toutes les sources d'incertitude devaient être quantifiées avec précision, il est nécessaire de qualifier leur effet combiné et de calculer l'incertitude globale de la prédiction. Théoriquement, les statistiques précises de la prévision peuvent être quantifiées en utilisant un nombre infini d'échantillons tirés des différentes sources d'incertitude. En pratique, il est presque impossible de prévoir des statistiques précises en raison des limites de calcul ; les diverses sources d'incertitude devraient être combinées de différentes manières pour quantifier l'incertitude globale de la prévision [36].

4.2.2 Quantification de l'incertitude

Plusieurs de recherche traitent de la quantification de l'incertitude dans l'analyse de la croissance des fissures [56] [119], du pronostic des dommages structurels [48], de l'électronique [74] et des roulements mécaniques [6], principalement dans le contexte des approches basées sur les essais. Ces approches peuvent s'appliquer à des composants plus petits lorsqu'il peut être abordable de faire fonctionner plusieurs de ces composants jusqu'à la défaillance. Il n'est pas toujours possible d'étendre cette approche aux systèmes à grande échelle. En outre, la prévision de la RUL est plus importante dans un contexte de surveillance de la santé en ligne où la performance d'un système en fonctionnement doit être surveillée et sa RUL calculée. Engel et al. [54] abordent plusieurs questions relatives à la prédiction de la RUL dans les pronostics et la surveillance de la santé en ligne. Bien que certaines des études initiales sur la prédiction de la RUL manquaient de mesures d'incertitude [97], les chercheurs ont récemment commencé à étudier l'impact de l'incertitude sur l'estimation de la RUL. Par exemple, plusieurs efforts ont été faits pour quantifier l'incertitude sur la RUL des batteries [12] dans le contexte de la surveillance de la santé en ligne.

Une autre question importante et connexe est que, si l'importance de la quantification de l'incertitude dans les pronostics a été comprise, peu d'efforts ont été faits pour comprendre et interpréter correctement cette incertitude. Celaya et al. [17] ont discuté de l'interprétation de la RUL dans le contexte des techniques de pronostic basées sur le filtrage de Kalman et ont expliqué qu'il n'est pas approprié de forcer la variance de la RUL à être faible arbitrairement. Il est nécessaire d'étudier les aspects de l'interprétation et de la quantification de l'incertitude, afin de comprendre et de quantifier complètement l'impact et l'effet de l'incertitude sur les pronostics et la prédiction de la RUL.

4.2.3 Représentation et interprétation des incertitudes

La première étape est la représentation et l'interprétation de l'incertitude, qui est guidée par le choix du cadre de modélisation et de simulation dans de nombreuses applications pratiques. Il existe plusieurs méthodes de représentation de l'incertitude qui diffèrent par le niveau de granularité et de détail et par la manière dont l'incertitude est interprétée. Ces méthodes sont basées sur la théorie des probabilités, la théorie des ensembles flous, la théorie des preuves, les probabilités imprécises, l'analyse des intervalles, etc. Parmi ces théories, la théorie des probabilités a été largement utilisée dans le domaine des PHM. Même dans le contexte des méthodes probabilistes, l'incertitude peut être interprétée et perçue de deux manières différentes : fréquentiste (classique) ou subjective (bayésienne) [37].

4.2.4 Gestion de l'incertitude

La gestion des incertitudes est un terme général utilisé pour désigner les différentes activités qui aident à gérer l'incertitude dans la maintenance conditionnelle pendant le fonctionnement en temps réel. Il existe plusieurs aspects de la gestion des incertitudes. Un aspect de la gestion des incertitudes tente de répondre à la question : "Est-il possible d'améliorer les estimations de l'incertitude ?" La réponse à cette question réside dans l'identification des sources d'incertitude qui contribuent de manière significative à l'incertitude des prévisions RUL [98]. Par exemple, supposons que la qualité des capteurs puisse être améliorée. Dans ce cas, il peut être possible d'obtenir une meilleure estimation de l'état (avec une incertitude moindre) lors du filtrage de Kalman, ce qui peut, à son tour, conduire à une prédiction RUL moins incertaine. Un autre aspect de la gestion des incertitudes concerne la manière dont les informations liées aux incertitudes peuvent être utilisées dans le processus décisionnel [117].

4.3 planification avec l'incertitude

Récemment, de nombreux travaux se sont intéressés à la planification de la maintenance basée sur la RUL [104]. Cependant, ces travaux prennent la RUL comme seuil de début de la maintenance, [13] a montré l'inadéquation de cette approche pour la planification de la maintenance de plusieurs équipements. Comme la RUL est une valeur estimée, l'incertitude associée à cette estimation doit être prise en compte [124]. L'incertitude et l'intervalle de confiance de la RUL jouent un rôle essentiel dans la prise de décision. Ces informations peuvent permettre de clarifier les risques qu'une seule valeur estimée permet de prendre les mesures adéquates [40].

4.4 Méthode proposée

La gestion de la maintenance proposée vise à minimiser le coût de la maintenance des parcs éoliens offshore. Une planification conjointe des tâches de logistique et de maintenance est présentée dans ce document. Cette approche est basée sur les RUL de chaque WT.

Notre contribution consiste à proposer une solution de programmation de la maintenance et de la routine des travailleurs pour la GDA, basée sur le RUL. L'incertitude du RUL est considérée comme fournissant plus de clarté sur le risque de coût de maintenance

La figure 4.2 montre les principaux éléments requis par le modèle proposé, y compris les informations de la WT et les coûts. Chaque WT a les paramètres suivants : la fonction de distribution RUL et sa position.

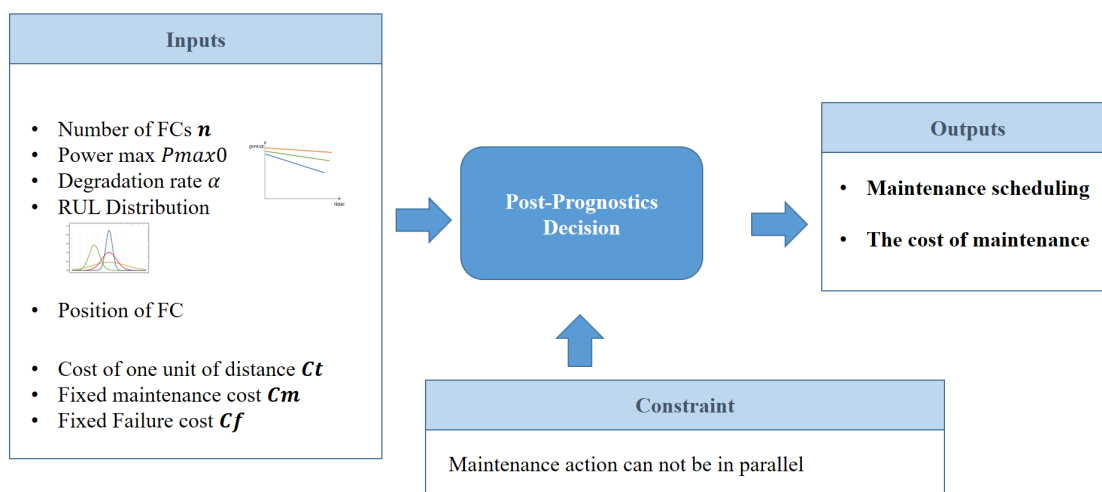


Fig. 4.2 The proposed model

- les éoliennes sont indépendantes, la dégradation d'une éolienne n'affecte pas les autres;
- Ces éoliennes sont différentes ; elles n'ont pas le même âge ni les mêmes caractéristiques;
- La date de mise en service n'est pas la même pour toutes les éoliennes;
- La RUL est censée être une variable aléatoire. Elle suit la distribution normale ??;
- L'incertitude de prédiction pour chaque éolienne peut ne pas être identique;
- Une équipe de maintenance chargée de l'entretien de toutes les éoliennes;

- La durée de maintenance est la même pour toutes les éoliennes;
- Chaque éolienne n'est visitée qu'une seule fois;
- La tour de visite de l'équipe de maintenance commence et se termine au centre de maintenance
- Le temps de déplacement est pris en compte dans la planification;

Pour connaître le temps consacré à la maintenance, la CDF de la RUL est calculée pour chaque éolienne. Une maintenance précoce avant le RUL générera un faible risque de défaillance, alors que le risque sera accru pour une maintenance après le RUL. Le principal problème est de trouver **le moment optimal de la maintenance** (vous devez expliquer davantage votre contribution ici). Dans ce document, nous avons utilisé la probabilité de défaillance dans le coût total de la maintenance pour créer un compromis entre la maintenance et la défaillance.

4.4.1 Coût de la gestion de la maintenance

Le problème vise à optimiser le coût total de la maintenance. Ce coût se compose de trois termes : Coût de maintenance, coût de défaillance et coût de déplacement. Les coûts de maintenance et de défaillance dépendent de la dégradation des éoliennes (Figure 4.3). Plus l'action de maintenance est précoce, plus les coûts de maintenance augmentent. Plus l'action de maintenance est retardée, plus les coûts de défaillance augmentent. Optimiser la somme des deux coûts permettra de trouver un compromis pour trouver le moment optimal pour la maintenance.

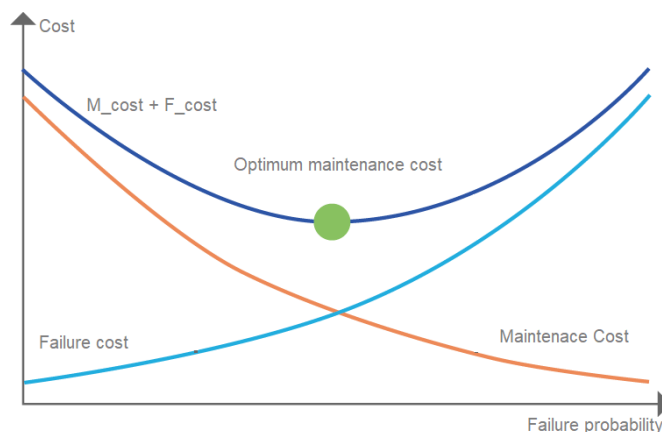


Fig. 4.3 The optimum maintenance cost

4.4.2 Coût de la maintenance

Le coût de la maintenance est le coût des dépenses de maintenance, y compris les salaires de la main-d'œuvre, les pièces de rechange, etc. Ce coût est généralement calculé lorsque la FC travaille encore, et il est supposé constant. Dans notre cas, nous supposons que le coût de maintenance dépend de la dégradation de la CF. Par conséquent, lorsque la CF est encore en bonne santé, le coût de maintenance est élevé parce que l'action de maintenance est inutile. Le coût de maintenance de chaque CF est formulé comme le produit du coût de maintenance fixe (Cm) et de la probabilité de ne pas avoir de défaillance.

$$M_Cost = \sum_{i=1}^n (1 - P_i) Cm \quad (4.1)$$

où n est le nombre d'éoliennes

P_i la probabilité de défaillance d'une éolienne i

Cm est un coût fixe pour la maintenance

4.4.3 Coût de la défaillance

Le coût de la défaillance dépend également de la probabilité de défaillance. Lorsque la défaillance se produit, elle induit des pertes dues au temps d'attente, l'arrêt de la production peut provoquer la dégradation d'autres équipements. Ainsi, le coût fixe de la défaillance (Cf) est toujours supposé très élevé par rapport au coût fixe de la maintenance (Cm). Le coût de défaillance de chaque FC est calculé comme le produit du coût fixe de défaillance Cf , et de la probabilité de défaillance P_i .

$$F_Cost = \sum_{i=1}^n (P_i) Cf \quad (4.2)$$

où n est le nombre d'éoliennes

P_i est la probabilité de défaillance de l'éolienne i

Cf est le coût fixe de la défaillance.

4.4.4 Coût du transport

Les éoliennes sont placées sur différents sites. Pour entretenir ces FC, l'équipe de maintenance doit se déplacer d'un site à l'autre. Le temps de déplacement entre ces éoliennes doit

être inclus dans la planification de la maintenance. De plus, les frais de déplacement doivent être ajoutés aux frais de maintenance. Le coût de déplacement est basé sur l'ordre de visite des éoliennes, il est calculé comme le produit de la distance parcourue et du coût d'une unité de distance.

$$T_cost = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n D_{ij} w_{ij} C_t \quad (4.3)$$

n est le nombre d'éoliennes

D_{ij} est la distance entre les éoliennes WT_i and WT_j

$w_{ij} = 1$ si l'équipe de maintenance se déplace de WT_i à WT_j , 0 sinon.

C_t le coût de voyage par unité de distance.

4.4.5 Méthodes d'optimisation de coût

Dans cette étude, nous cherchons à trouver conjointement la meilleure planification de la maintenance et la meilleure routine des travailleurs avec le coût total de maintenance optimal. Nous appliquons donc l'algorithme génétique et l'algorithme de l'abeille artificielle.

L'Algorithme Génétique

L'AG est une heuristique de recherche inspirée par la théorie de l'évolution naturelle de Charles Darwin. Elle est utilisée pour trouver la solution optimale pour un problème d'optimisation donné qui maximise ou minimise une fonction de fitness [?]. L'AG a été appliquée à de nombreux problèmes d'optimisation dans les piles à combustible comme l'optimisation des paramètres [79][118] ou l'optimisation énergétique dans [113][29]. C'est pourquoi l'AG a été largement étudiée pour résoudre le problème de planification [94][44]. Dans notre travail, l'AG est appliquée pour optimiser le coût total de maintenance et programmer les tâches de maintenance et la routine des travailleurs. Chaque individu est une solution possible ; cette solution est encodée dans un vecteur qui contient l'ordre des piles à combustible visitées.

L'AG commence par générer la première population, puis une boucle de plusieurs étapes est répétée pour générer une nouvelle solution et converger vers la solution globale. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Ce critère peut être un nombre maximum d'itérations ou un taux minimum de changement de fonction objectif.

Génération : La première population est générée de manière aléatoire. Cette génération assure la diversité des solutions. L'ordre de visite de la pile à combustible est choisi au hasard, et la pile à combustible doit être visitée une seule fois, pour chaque individu.

fitness : La fitness d'un individu est le coût total de la planification de la maintenance détaillée dans la section 4.4.1. L'objectif est de minimiser ce coût total de la maintenance. La solution optimale est celle qui de l'individu qui a le coût minimum.

Sélection La sélection est le processus de sélection des parents à combiner pour créer une descendance pour la prochaine génération. La sélection des parents est essentielle pour la convergence de l'AG, car les bons parents conduisent l'algorithme vers des solutions meilleures et plus adaptées. La sélection du parent le plus apte dans chaque génération conduira à donner des solutions proches les unes des autres dans l'espace de solution. Pour maintenir une bonne diversité, nous utilisons la sélection de l'échantillonnage universel stochastique. Cette sélection donne une chance à toute la population de générer de nouveaux descendants. Chaque individu a la possibilité d'être sélectionné en fonction de son aptitude.

Croisement : Le croisement est la phase la plus importante d'un algorithme génétique. Les descendants sont produits en utilisant le matériel génétique des parents. Dans cet article, nous utilisons un croisement à 2 points, les points de croisement étant choisis au hasard.

Mutation : La mutation est utilisée pour introduire de la diversité dans la population génétique. Dans cet article, nous utilisons la mutation swap ; nous sélectionnons au hasard deux positions sur la solution, et nous échangeons les valeurs.

Réparation de la solution : Après l'opérateur de croisement et de mutation, la solution nouvellement générée doit répondre à toutes les contraintes. Une étape de réparation est donc nécessaire. Cette étape consiste à tester si elle est redondante et à les remplacer par les piles à combustible manquantes.

4.4.6 Résultat

Dans cette section nous détaillerons les résultats de l'approche proposée de la planification en son basant sur un RUL incertain en comparaison avec la planification basé sur un RUL certain.

Pour montrer l'effet du caractère aléatoire des RUL sur les décisions de poste Pdm. Tout d'abord, un ensemble de données est généré avec une RUL fixe pour chaque poste. Ensuite,

et à titre de comparaison, nous supposons que la RUL est incertaine et choisie dans une distribution uniforme.

Dans les premier temps nous avons générer des données du RUL. En supposant que la distribuassions du RUL suit la loi normal. pour chaque machine nous avons générer la RUL moyenne et l'incertitude. Par la suite nous avons appliqué la méthode d'optimisation afin de générer le planning avec un RUL certain et avec le RUL incertain. Pour la comparaison, le nombre de machine tomber en panne est comparé. Pour le calcul de nombre de machine tombé en panne nous avons comparé la date de la maintenance avec la date de la panne réel. si le

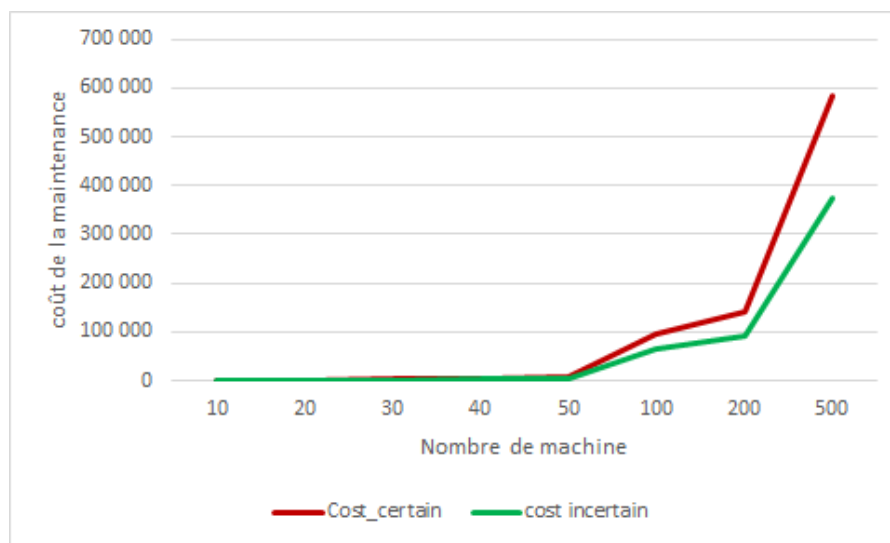


Fig. 4.4 coût de la maintenance en prenant le RUL certain et incertain

Afin d'étudier l'impact de l'incertitude sur la planification des tâches de maintenance, nous avons généré les RUL avec des incertitudes et aussi nous avons généré aléatoirement la date réelle de la panne pour chaque machine. L'optimisation des tâches de maintenance est calculée avec et sans prise en compte de l'incertitude. Par la suite, le nombre nous avons calculé le nombre de machines dont leur date de maintenance est après la date réelle de la panne.

Nous avons constaté que si la date réelle de la panne est inférieure au RUL, il y a une forte possibilité que les méthodes sans prendre l'incertitude ne soient pas performantes. Alors que si l'incertitude est prise en compte, donc la possibilité que la machine tombe en panne avant son RUL est prise en compte. Dans l'exemple de la figure 4.5, on montre que 5 machines sont tombées en panne avant la maintenance, alors que deux seulement sont tombées en panne avec l'approche qui prend en compte l'incertitude.

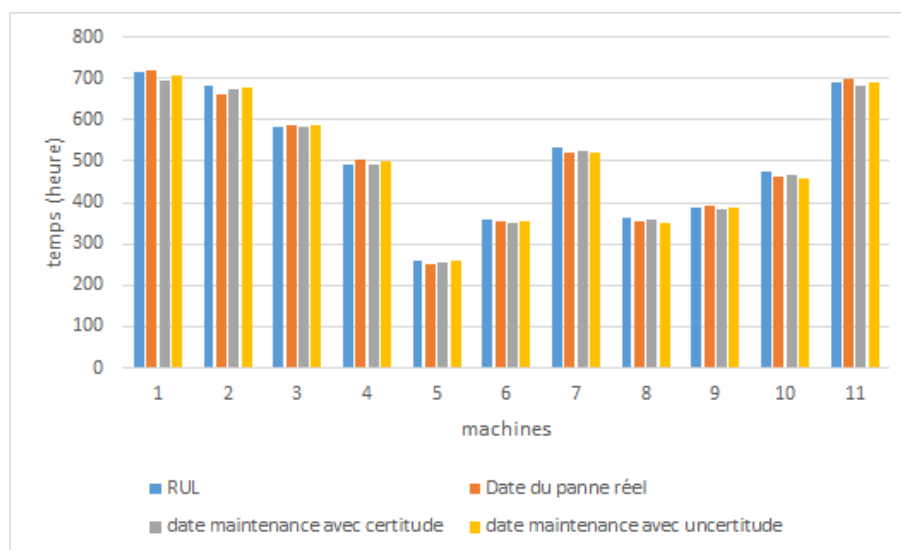


Fig. 4.5 temps de maintenance avec et sans l'incertitude comparé avec la date de la panne réelle

4.5 Conclusion

Ce chapitre vise à planifier la meilleure opportunité de maintenance prédictive pour les parcs éoliens sur la base du RUL. L'approche proposée suppose que le RUL est incertain. Une distribution normale représente le RUL. Cette approche a montré que la prise en compte de l'incertitude dans les décisions suppose une avancée significative. Une approche de la planification de la maintenance qui ne tient pas compte de l'incertitude peut générer de mauvaises décisions de planification par rapport aux modèles qui tiennent explicitement compte de l'incertitude.

Conclusion générale

Synthèse générale

La quatrième révolution industrielle et la transformation numérique sous-jacente, connue sous le nom d'Industrie 4.0, progressent de manière exponentielle. L'industrie 4.0 est considérée comme une nouvelle étape industrielle dans laquelle l'intégration verticale et horizontale des processus de fabrication et la connectivité des équipements peuvent aider les entreprises à atteindre des performances industrielles plus élevées. L'exploitation de gros volumes de données dans l'industrie 4.0 et la connectivité des équipements grâce à l'IoT et les performances en temps de calcul et capacité de stockage de donnée offerte par le Cloud Computing ont facilité fortement au PHM de passer vers un PHM intelligent en utilisant des données en temps réel pour prédire l'état des machines et la prise de décision.

Le PHM est cruciale dans la surveillance du cycle de vie d'un produit, en particulier pour les équipements complexes fonctionnant dans un environnement difficile. Afin d'améliorer la précision et l'efficacité du PHM, le jumeau numérique (Digital Twin), une technologie émergente permettant d'atteindre la convergence physique-virtuelle, est proposé pour les équipements complexes. Le DT a été appliqué pour le PHM en utilisant des modèles physiques pour la modélisation. Cependant, ces modèles physiques ne sont applicables pour des système complexe à cause de l'interaction de plusieurs paramètres et composants dans un même système. Dans ce travail de thèse nous avons proposé un modèle de DT basé sur les données. L'approche proposé est sur deux phase. La première phase consiste entrainer le modèle sur des données historiques. Puis, dans la deuxième ce modèle est mis en connexion avec son jumeau physique (l'équipement) pour la mise à jour et adaptation de ce modèle digital au modification du comportement de l'équipement.

Pour compléter l'application de DT dans le PHM nous proposons un service qui s'ajoute après le pronostic pour la prise de décision. La décision post-pronostic se base sur l'état de santé et le RUL des équipement fournis par le DT. Dans cette partie nous supposant que les équipements sont géographiquement répartis. La distribution des équipements et la distance entre eux et le centre de maintenance ajoutera une contrainte pour la planification des actions

de maintenance. Pour cette étude les éoliennes offshore ont été choisies comme cas d'étude, vu la complexité de la gestion de la logistique pour ces installations. La logistique pour les éoliennes offshore représente un coût important dans la maintenance pour plusieurs raisons, à savoir les types des moyens de transport utilisés pour atteindre ces éoliennes et la distance entre le OM et les éoliennes. Cette étude a montré que la planification séquentielle de la maintenance puis la routine de l'équipe de maintenance n'est pas adaptée. C'est pourquoi nous avons proposé une approche jointe pour la planification. Cette approche prend les contraintes du RUL et la distance pour proposer le planning de maintenance et la routine des équipes de maintenance qui minimisent le coût de maintenance et le taux de défaillance.

La décision post-pronostic est principalement basée sur la RUL pour connaître le moment approprié de la maintenance. Cependant, cette valeur n'est pas certaine. La RUL est le résultat de l'application des méthodes de prédiction sur des données historiques. L'incertitude des données collectées dû à la sensibilité des capteurs ou le bruit, et aussi l'incertitude des modèles de prédiction se propagent dans la prédiction du RUL. C'est pourquoi la RUL ne peut pas être prise comme une valeur certaine. Dans notre étude, nous avons intégré l'incertitude dans le processus de prise de décision, le RUL est supposé être donné pas comme une valeur mais comme une distribution. La probabilité de défaillance est calculée en se basant sur le RUL. Puis le coût de la maintenance est optimisé en prenant en compte cette probabilité de défaillance. Les résultats ont montré que le taux de défaillance des équipements en prenant en compte l'incertitude est inférieure à celui de la planification en se basant sur une valeur unique du RUL.

Ce travail de thèse s'est concentré sur l'application de la PHM dans l'industrie 4.0 et la prise de décision basée sur la RUL. Toutefois, ces études ont encore des limites :

- Le DT est encore en phase de développement dans l'industrie en raison de la complexité de trouver un modèle physique qui peut modéliser le comportement d'un équipement, de ses composants et aussi la relation avec d'autres équipements. Les modèles basés sur des données peuvent surmonter ce problème, mais ces modèles ont également des limites en termes de données (volume, variété et vitesse). Un travail d'analyse et de structuration des données est nécessaire pour garantir l'efficacité et la fiabilité d'un modèle basé sur les données pour modéliser le comportement des équipements physiques.
- L'approche proposée pour la planification de la maintenance et la routine de l'équipe de maintenance a montré l'importance de prendre les deux plannings ensemble. Cependant, cette approche n'a pris qu'une seule équipe de maintenance et les moyens de transport sont supposés être similaires. En outre, les contraintes de disponibilité et de coût des pièces de rechange n'ont pas été prises en compte.

- Enfin, il est important de tenir en compte l'incertitude. Mais l'impact de cette incertitude et sa propagation sur la période de maintenance nécessite d'être plus étudiés. L'incertitude des autres paramètres de planification tels que la disponibilité de l'équipe de maintenance, la durée de la maintenance et la disponibilité des pièces de rechange peuvent être aussi impacter la planification et ils nécessitent d'être pris en compte.

Perspectives de recherche

Différents axes de perspectives peuvent être envisagés à la suite de ces travaux. Des perspectives pour l'application des nouvelles technologies au services du PHM et des perspectives plus dans les différents services du PHM à savoir la décision post pronostic.

- Le DT est une technologie intéressante qui suscite de plus en plus d'intérêt, mais il y a encore des pistes à explorer. Comme la modélisation du comportement, la mise à jour du modèle pour prédire le comportement des équipements physiques, et l'analyse et le traitement des données. Aussi, la communication et le partage d'expérience entre les jumeaux.
- Le coût de maintenance des équipements distribués est composé de trois parties, le coût de maintenance, qui comprend tous les frais liés à la maintenance, le coût de la panne en cas de panne d'un équipement et le coût du transport. Pour mieux optimiser ce coût, il sera intéressant d'utiliser des méthodes d'optimisation multi-objectifs.
- Pour la modélisation du problème d'optimisation, il est intéressant de prendre en considération : plusieurs équipes de maintenance avec des compétences différentes, les contraintes de la météo, les types et les capacités des moyens de transport et le cout et la disponibilité des pièce de rechange.
- Pour la modélisation du problème d'optimisation, il est intéressant de prendre en considération : plusieurs équipes de maintenance avec des compétences différentes, les contraintes météorologiques, les types et les capacités des moyens de transport et le coût et la disponibilité des pièces de rechange.

Liste des publications

Meraghni, S., Terrissa, L. S., Yue, M., Ma, J., Jemei, S., & Zerhouni, N. (2021). A data-driven digital-twin prognostics method for proton exchange membrane fuel cell remaining useful life prediction. *International Journal of Hydrogen Energy*, Impact Factor: **4.939**

Conférences

Meraghni, S., Terrissa, L. S., Ayad, S., Zerhouni, N., & Varnier, C. (2018, March). Post-prognostics decision in cyber-physical systems. In *2018 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET)* (pp. 201-205). IEEE.

Meraghni, S., Terrissa, L. S., Zerhouni, N., Varnier, C., & Ayad, S. (2016, May). A Post-Prognostics Decision framework for cell site using Cloud Computing and Internet of Things. In *2016 2nd International Conference on Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech)* (pp. 310-315). IEEE.

Meraghni, S., Terrissa, L. S., Zerhouni, N., VARNIER, C., & Ayad, S. An IoT-based solution for Post-Prognostics Decision in Cloud computing environment MOSIM16, 2016.

Benagoune, K., **Meraghni, S.**, Ma, J., Mouss, L. H., & Zerhouni, N. (2020, May). Post prognostic decision for predictive maintenance planning with remaining useful life uncertainty. In *2020 Prognostics and Health Management Conference (PHM-Besançon)* (pp. 194-199). IEEE.

Terrissa, L. S., **Meraghni, S.**, Bouzidi, Z., & Zerhouni, N. (2016, October). A new approach of PHM as a service in cloud computing. In *2016 4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CiSt)* (pp. 610-614). IEEE.

References

- [1] (2016). On the combined maintenance and routing optimization problem. *Reliability Engineering and System Safety*, 145:199–214.
- [2] Abdel-Basset, M., Mohamed, M., and Chang, V. (2018). Nmcda: A framework for evaluating cloud computing services. *Future Generation Computer Systems*, 86:12–29.
- [3] Ade, C., Ouelhadj, D., Jones, D., Stålhane, M., and Bakken, I. (2016). Optimisation of maintenance routing and scheduling for offshore wind farms. 0:1–14.
- [4] Ao, Y., Zhang, H., and Wang, C. (2019). Research of an integrated decision model for production scheduling and maintenance planning with economic objective. *Computers & Industrial Engineering*, 137:106092.
- [5] Arab, A., Ismail, N., and Lee, L. S. (2013). Maintenance scheduling incorporating dynamics of production system and real-time information from workstations. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 24(4):695–705.
- [6] Atamuradov, V., Medjaher, K., Dersin, P., Lamoureux, B., and Zerhouni, N. (2017). Prognostics and health management for maintenance practitioners-review, implementation and tools evaluation. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 8(060):1–31.
- [7] Au-Yong, C. P., Ali, A. S., and Chua, S. J. L. (2016). Interval of routine maintenance and maintenance performance: a literature review. In *MATEC Web of Conferences*, volume 66, page 00007. EDP Sciences.
- [8] Bengio, Y., Lamblin, P., Popovici, D., and Larochelle, H. (2007). Greedy layer-wise training of deep networks. In Schölkopf, B., Platt, J. C., and Hoffman, T., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 19*, pages 153–160. MIT Press.
- [9] Bhardwaj, S., Jain, L., and Jain, S. (2010). Cloud computing: A study of infrastructure as a service (iaas). *International Journal of engineering and information Technology*, 2(1):60–63.
- [10] Biondi, M., Sand, G., and Harjunoski, I. (2017). Optimization of multipurpose process plant operations: A multi-time-scale maintenance and production scheduling approach. *Computers & Chemical Engineering*, 99:325–339.
- [11] Boschert, S. and Rosen, R. (2016). Digital twin—the simulation aspect. In *Mechatronic futures*, pages 59–74. Springer.

- [12] Bressel, M., Hilairet, M., Hissel, D., and Bouamama, B. O. (2016). Remaining useful life prediction and uncertainty quantification of proton exchange membrane fuel cell under variable load. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 63(4):2569–2577.
- [13] Camci, F. (2009). System Maintenance Scheduling With Prognostics Information Using Genetic Algorithm. *IEEE Transactions on Reliability*, 58(3):539–552.
- [14] Camci, F. (2014). The travelling maintainer problem: integration of condition-based maintenance with the travelling salesman problem. *Journal of the Operational Research Society*, 65(9):1423–1436.
- [15] Camci, F. and Chinnam, R. B. (2010). Health-state estimation and prognostics in machining processes. *IEEE Transactions on automation science and engineering*, 7(3):581–597.
- [16] Canizo, M., Onieva, E., Conde, A., Charramendieta, S., and Trujillo, S. (2017). Real-time predictive maintenance for wind turbines using big data frameworks. In *2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM)*, pages 70–77. IEEE.
- [17] Celaya, J. R., Saxena, A., and Goebel, K. (2012). Uncertainty representation and interpretation in model-based prognostics algorithms based on kalman filter estimation. Technical report, NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION MOF-FETT FIELD CA AMES RESEARCH
- [18] Charles Rajesh Kumar, J., Vinod Kumar, D., Baskar, D., Mary Arunsi, B., Jenova, R., and Majid, M. (2020). Offshore wind energy status, challenges, opportunities, environmental impacts, occupational health, and safety management in india. *Energy & Environment*, page 0958305X20946483.
- [19] Chen, Z., Xia, T., and Pan, E. (2017). Optimal multi-level classification and preventive maintenance policy for highly reliable products. *International Journal of Production Research*, 55(8):2232–2250.
- [20] Clarke, G. and Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations research*, 12(4):568–581.
- [21] Corbetta, M. and Kulkarni, C. S. (2019). An approach for uncertainty quantification and management of unmanned aerial vehicle health. In *Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2019*.
- [22] Coro, A., Abasolo, M., Aguirrebeitia, J., and López de Lacalle, L. (2019). Inspection scheduling based on reliability updating of gas turbine welded structures. *Advances in Mechanical Engineering*, 11(1):1687814018819285.
- [23] Cusumano, M. (2010). Cloud computing and saas as new computing platforms. *Communications of the ACM*, 53(4):27–29.
- [24] Dai, L., Stålhane, M., and Utne, I. B. (2015). Routing and scheduling of maintenance fleet for offshore wind farms. *Wind Engineering*, 39(1):15–30.

- [25] Dalgic, Y., Lazakis, I., Dinwoodie, I., McMillan, D., and Revie, M. (2015). Advanced logistics planning for offshore wind farm operation and maintenance activities. *Ocean Engineering*, 101:211–226.
- [26] Dantzig, G. B. and Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1):80–91.
- [27] Dhall, R. and Solanki, V. (2017). An iot based predictive connected car maintenance. *International Journal of Interactive Multimedia & Artificial Intelligence*, 4(3).
- [28] Duffuaa, S. O. (2000). Mathematical models in maintenance planning and scheduling. In *Maintenance, modeling and optimization*, pages 39–53. Springer.
- [29] Ehyaei, M. and Rosen, M. A. (2019). Optimization of a triple cycle based on a solid oxide fuel cell and gas and steam cycles with a multiobjective genetic algorithm and energy, exergy and economic analyses. *Energy conversion and management*, 180:689–708.
- [30] Francisco, A., Mohammadi, N., and Taylor, J. E. (2020). Smart city digital twin-enabled energy management: Toward real-time urban building energy benchmarking. *Journal of Management in Engineering*, 36(2):04019045.
- [31] Glaessgen, E. and Stargel, D. (2012). The digital twin paradigm for future nasa and us air force vehicles. In *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC structures, structural dynamics and materials conference 20th AIAA/ASME/AHS adaptive structures conference 14th AIAA*, page 1818.
- [32] Goel, A. and Meisel, F. (2013). Workforce routing and scheduling for electricity network maintenance with downtime minimization. *European Journal of Operational Research*, 231(1):210–228.
- [33] Gouriveau, R., Medjaher, K., and Zerhouni, N. (2016). *From prognostics and health systems management to predictive maintenance 1: Monitoring and prognostics*. John Wiley & Sons.
- [34] Han, J., Han, J., and Yu, S. (2020). Experimental analysis of performance degradation of 3-cell pemfc stack under dynamic load cycle. *International Journal of Hydrogen Energy*.
- [35] Höfer, C. and Karagiannis, G. (2011). Cloud computing services: taxonomy and comparison. *Journal of Internet Services and Applications*, 2(2):81–94.
- [36] Hu, C., Youn, B. D., Wang, P., et al. (2019). *Engineering design under uncertainty and health prognostics*. Springer.
- [37] Huijbregts, M. A., Norris, G., Bretz, R., Ciroth, A., Maurice, B., von Bahr, B., Weidema, B., and de Beaufort, A. S. (2001). Framework for modelling data uncertainty in life cycle inventories. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 6(3):127–132.
- [38] Irawan, C. A., Ouelhadj, D., Jones, D., Stålhane, M., and Sperstad, I. B. (2017). Optimisation of maintenance routing and scheduling for offshore wind farms. *European Journal of Operational Research*, 256(1):76–89.

- [39] Javed, K., Gouriveau, R., and Zerhouni, N. (2017). State of the art and taxonomy of prognostics approaches, trends of prognostics applications and open issues towards maturity at different technology readiness levels. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 94:214–236.
- [40] Javed, K., Gouriveau, R., Zerhouni, N., and Hissel, D. (2015). Improving accuracy of long-term prognostics of PEMFC stack to estimate remaining useful life. *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*, 2015-June(June):1047–1052.
- [41] Jouin, M., Gouriveau, R., Hissel, D., Marion-Péra, M.-C., and Zerhouni, N. (2016a). Degradations analysis and aging modeling for health assessment and prognostics of pemfc. *Reliability Engineering and System Safety*, 148:78 – 95.
- [42] Jouin, M., Gouriveau, R., Hissel, D., Péra, M.-C., and Zerhouni, N. (2016b). Degradations analysis and aging modeling for health assessment and prognostics of pemfc. *Reliability Engineering and System Safety*, 148:78 – 95.
- [43] Jouin, M., Gouriveau, R., Hissel, D., Zerhouni, N., and Marion-Péra, M.-C. (2014). Prognostics of proton exchange membrane fuel cell stack in a particle filtering framework including characterization disturbances and voltage recovery. In *2014 International Conference on Prognostics and Health Management, PHM 2014*.
- [44] Kadri, R. L. and Boctor, F. F. (2018). An efficient genetic algorithm to solve the resource-constrained project scheduling problem with transfer times: The single mode case. *European Journal of Operational Research*, 265(2):454–462.
- [45] Kagermann, H., Helbig, J., Hellinger, A., and Wahlster, W. (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the future of German manufacturing industry; final report of the Industrie 4.0 Working Group*. Forschungsunion.
- [46] Karanjkar, N., Joglekar, A., Mohanty, S., Prabhu, V., Raghunath, D., and Sundaresan, R. (2018). Digital twin for energy optimization in an smt-pcb assembly line. In *2018 IEEE International Conference on Internet of Things and Intelligence System (IOTAIS)*, pages 85–89. IEEE.
- [47] Kavis, M. J. (2014). *Architecting the cloud: design decisions for cloud computing service models (SaaS, PaaS, and IaaS)*. John Wiley & Sons.
- [48] Kulkarni, C. S. and Goebel, K. (2021). Joint special issue on phm for aerospace systems. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 12(3).
- [49] Kwon, D., Hodkiewicz, M. R., Fan, J., Shibutani, T., and Pecht, M. G. (2016). Iot-based prognostics and systems health management for industrial applications. *IEEE Access*, 4:3659–3670.
- [50] Le, Q. V., Brain, G., and Inc, G. (2015). A tutorial on deep learning part 2: Autoencoders, convolutional neural networks and recurrent neural networks.
- [51] Lee, J., Jin, C., Liu, Z., and Ardakani, H. D. (2017). Introduction to data-driven methodologies for prognostics and health management. In *Probabilistic prognostics and health management of energy systems*, pages 9–32. Springer.

- [52] Li, X., Ding, Q., and Sun, J.-Q. (2018). Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 172:1 – 11.
- [53] Liao, W., Chen, M., and Yang, X. (2017). Joint optimization of preventive maintenance and production scheduling for parallel machines system. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 32(1):913–923.
- [54] Lin, G., Engel, D. W., and Eslinger, P. W. (2012). Survey and evaluate uncertainty quantification methodologies. Technical report, Pacific Northwest National Lab.(PNNL), Richland, WA (United States).
- [55] Liu, Q., Dong, M., Chen, F., Lv, W., and Ye, C. (2019). Single-machine-based joint optimization of predictive maintenance planning and production scheduling. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 55:173–182.
- [56] Long, X., Jiang, C., Liu, K., Han, X., Gao, W., and Li, B. (2018). An interval analysis method for fatigue crack growth life prediction with uncertainty. *Computers & Structures*, 210:1–11.
- [57] López-Santana, E., Akhavan-Tabatabaei, R., Dieulle, L., Labadie, N., and Medaglia, A. L. (2016). On the combined maintenance and routing optimization problem. *Reliability Engineering & System Safety*, 145:199–214.
- [58] Lu, C., Wang, Z.-Y., Qin, W.-L., and Ma, J. (2016). Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked denoising autoencoder-based health state identification. *Signal Processing*, 130.
- [59] Madakam, S., Lake, V., Lake, V., Lake, V., et al. (2015). Internet of things (iot): A literature review. *Journal of Computer and Communications*, 3(05):164.
- [60] Magargle, R., Johnson, L., Mandloi, P., Davoudabadi, P., Kesarkar, O., Krishnaswamy, S., Batteh, J., and Pitchaikani, A. (2017). A simulation-based digital twin for model-driven health monitoring and predictive maintenance of an automotive braking system. In *Proceedings of the 12th International Modelica Conference, Prague, Czech Republic, May 15-17, 2017*, number 132, pages 35–46. Linköping University Electronic Press.
- [61] Manvi, S. S. and Shyam, G. K. (2014). Resource management for infrastructure as a service (iaas) in cloud computing: A survey. *Journal of network and computer applications*, 41:424–440.
- [62] Marcon, P., Zezulka, F., Vesely, I., Szabo, Z., Roubal, Z., Sajdl, O., Gescheidtova, E., and Dohnal, P. (2017). Communication technology for industry 4.0. In *2017 Progress In Electromagnetics Research Symposium-Spring (PIERS)*, pages 1694–1697. IEEE.
- [63] Meesublak, K. and Klinsukont, T. (2020). A cyber-physical system approach for predictive maintenance. In *2020 IEEE International Conference on Smart Internet of Things (SmartIoT)*, pages 337–341. IEEE.
- [64] Min, Q., Lu, Y., Liu, Z., Su, C., and Wang, B. (2019). Machine learning based digital twin framework for production optimization in petrochemical industry. *International Journal of Information Management*, 49:502–519.

- [65] Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance*. Elsevier.
- [66] Morando, S., Jemei, S., Hissel, D., Gouriveau, R., and Zerhouni, N. (2017). Proton exchange membrane fuel cell ageing forecasting algorithm based on echo state network. *International Journal of Hydrogen Energy*, 42(2):1472 – 1480.
- [67] Mueller, E., Chen, X.-L., and Riedel, R. (2017). Challenges and requirements for the application of industry 4.0: a special insight with the usage of cyber-physical system. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 30(5):1050–1057.
- [68] Nahas, N. and Nourelfath, M. (2018). Joint optimization of maintenance, buffers and machines in manufacturing lines. *Engineering Optimization*, 50(1):37–54.
- [69] Nguyen, H. S. H., Do, P., Vu, H. C., and Iung, B. (2019). Dynamic maintenance grouping and routing for geographically dispersed production systems. *Reliability Engineering and System Safety*, 185:392–404.
- [70] O’Dwyer, E., Pan, I., Charlesworth, R., Butler, S., and Shah, N. (2020). Integration of an energy management tool and digital twin for coordination and control of multi-vector smart energy systems. *Sustainable Cities and Society*, page 102412.
- [71] Pahl, C. (2015). Containerization and the paas cloud. *IEEE Cloud Computing*, 2(3):24–31.
- [72] Palos-Sanchez, P. R., Arenas-Marquez, F. J., and Aguayo-Camacho, M. (2017). Cloud computing (saas) adoption as a strategic technology: Results of an empirical study. *Mobile Information Systems*, 2017.
- [73] Parpala, R. C. and Iacob, R. (2017). Application of iot concept on predictive maintenance of industrial equipment. In *MATEC Web of Conferences*, volume 121, page 02008. EDP Sciences.
- [74] Peng, W., Ye, Z.-S., and Chen, N. (2019). Bayesian deep-learning-based health prognostics toward prognostics uncertainty. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 67(3):2283–2293.
- [75] Peng, Y., Dong, M., and Zuo, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 50(1-4):297–313.
- [76] Pham, V. V. H., Liu, X., Zheng, X., Fu, M., Deshpande, S. V., Xia, W., Zhou, R., and Abdelrazek, M. (2017). Paas-black or white: an investigation into software development model for building retail industry saas. In *2017 IEEE/ACM 39th International Conference on Software Engineering Companion (ICSE-C)*, pages 285–287. IEEE.
- [77] Pollaris, H., Braekers, K., Caris, A., Janssens, G. K., and Limbourg, S. (2015). Vehicle routing problems with loading constraints: state-of-the-art and future directions. *OR Spectrum*, 37(2):297–330.
- [78] Qi, Q., Tao, F., Zuo, Y., and Zhao, D. (2018). Digital twin service towards smart manufacturing. *Procedia Cirp*, 72:237–242.

- [79] Rajasekar, N., Jacob, B., Balasubramanian, K., Priya, K., Sangeetha, K., and Babu, T. S. (2015). Comparative study of pem fuel cell parameter extraction using genetic algorithm. *Ain Shams Engineering Journal*, 6(4):1187–1194.
- [80] Raknes, N. T., Ødeskaug, K., Stålhane, M., and Hvattum, L. M. (2017). Scheduling of maintenance tasks and routing of a joint vessel fleet for multiple offshore wind farms. *Journal of Marine Science and Engineering*, 5(1):11.
- [81] Rashidnejad, M., Ebrahimnejad, S., and Safari, J. (2018). A bi-objective model of preventive maintenance planning in distributed systems considering vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 120:360–381.
- [82] Rodriguez, M. A. and Buyya, R. (2017). A taxonomy and survey on scheduling algorithms for scientific workflows in iaas cloud computing environments. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 29(8):e4041.
- [83] Rosen, R., Von Wichert, G., Lo, G., and Bettenhausen, K. D. (2015). About the importance of autonomy and digital twins for the future of manufacturing. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3):567–572.
- [84] Schleich, B., Anwer, N., Mathieu, L., and Wartzack, S. (2017). Shaping the digital twin for design and production engineering. *CIRP Annals*, 66(1):141–144.
- [85] Schmidt, B. and Wang, L. (2018). Cloud-enhanced predictive maintenance. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 99(1):5–13.
- [86] Schrottenboer, A. H., Ursavas, E., and Vis, I. F. (2019). A branch-and-price-and-cut algorithm for resource-constrained pickup and delivery problems. *Transportation Science*, 53(4):1001–1022.
- [87] Shafiee, M. (2015). Maintenance logistics organization for offshore wind energy: Current progress and future perspectives. *Renewable Energy*, 77:182–193.
- [88] Si, G., Xia, T., Zhu, Y., Du, S., and Xi, L. (2019). Triple-level opportunistic maintenance policy for leasehold service network of multi-location production lines. *Reliability Engineering and System Safety*, 190(May):106519.
- [89] Si, X.-S., Wang, W., Hu, C.-H., and Zhou, D.-H. (2014). Estimating remaining useful life with three-source variability in degradation modeling. *IEEE Transactions on Reliability*, 63(1):167–190.
- [90] Snijders, R., Pileggi, P., Broekhuijsen, J., Verriet, J., Wiering, M., and Kok, K. (2020). Machine learning for digital twins to predict responsiveness of cyber-physical energy systems. In *2020 8th Workshop on Modeling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems*, pages 1–6. IEEE.
- [91] Söderberg, R., Wärmefjord, K., Carlson, J. S., and Lindkvist, L. (2017). Toward a digital twin for real-time geometry assurance in individualized production. *CIRP Annals*, 66(1):137–140.

- [92] Sørensen, J. (2018). Optimal planning of operation and maintenance for offshore wind turbines. In *Life Cycle Analysis and Assessment in Civil Engineering: Towards an Integrated Vision: Proceedings of the Sixth International Symposium on Life-Cycle Civil Engineering (IALCCE 2018), 28-31 October 2018, Ghent, Belgium*, volume 5, page 65. CRC Press.
- [93] Squeo, M., Frigerio, N., and Matta, A. (2019). Multiple sleeping states for energy saving in cnc machining centers. *Procedia CIRP*, 80:144–149.
- [94] Stock-williams, C. and Swamy, S. K. (2018). Automated Daily Maintenance planning for Offshore wind farms. *Renewable Energy*.
- [95] Sun, J., Zuo, H., Wang, W., and Pecht, M. G. (2014). Prognostics uncertainty reduction by fusing on-line monitoring data based on a state-space-based degradation model. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 45(2):396–407.
- [96] Sunyaev, A. (2020). Cloud computing. In *Internet computing*, pages 195–236. Springer.
- [97] Tamssaouet, F., Nguyen, K. T., Medjaher, K., and Orchard, M. E. (2020). Degradation modeling and uncertainty quantification for system-level prognostics. *IEEE Systems Journal*.
- [98] Tang, L., Kacprzynski, G. J., Goebel, K., and Vachtsevanos, G. (2009). Methodologies for uncertainty management in prognostics. In *2009 IEEE Aerospace conference*, pages 1–12. IEEE.
- [99] Tao, F., Cheng, J., Qi, Q., Zhang, M., Zhang, H., and Sui, F. (2018a). Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94(9-12):3563–3576.
- [100] Tao, F., Zhang, M., Liu, Y., and Nee, A. (2018b). Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment. *CIRP Annals*, 67(1):169–172.
- [101] Teixeira, C., Lopes, I., and Figueiredo, M. (2018). Classification methodology for spare parts management combining maintenance and logistics perspectives. *Journal of Management Analytics*, 5(2):116–135.
- [102] Toth, P. and Vigo, D. (2014). *Vehicle routing: problems, methods, and applications*. SIAM.
- [103] Tuegel, E. J., Ingrassia, A. R., Eason, T. G., and Spottswood, S. M. (2011). Reengineering aircraft structural life prediction using a digital twin. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2011.
- [104] Varnier, C. and Zerhouni, N. (2012). Scheduling predictive maintenance in flow-shop. *Proceedings of IEEE 2012 Prognostics and System Health Management Conference, PHM-2012*.
- [105] Vathoopan, M., Johny, M., Zoitl, A., and Knoll, A. (2018). Modular fault ascription and corrective maintenance using a digital twin. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11):1041–1046.

- [106] Vieira, A. A. C., Dias, L. S., Santos, M. Y., Pereira, G., and Oliveira, J. A. (2018). Setting an industry 4.0 research and development agenda for simulation—a literature review.
- [107] Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y., and Manzagol, P.-A. (2008). Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. In *Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning, ICML '08*, page 1096–1103, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [108] Wan, J., Tang, S., Li, D., Wang, S., Liu, C., Abbas, H., and Vasilakos, A. V. (2017). A manufacturing big data solution for active preventive maintenance. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 13(4):2039–2047.
- [109] Wang, B., Zhang, G., Wang, H., Xuan, J., and Jiao, K. (2020). Multi-physics-resolved digital twin of proton exchange membrane fuel cells with a data-driven surrogate model. *Energy and AI*, page 100004.
- [110] Wang, D., Tsui, K.-L., and Miao, Q. (2017). Prognostics and health management: A review of vibration based bearing and gear health indicators. *Ieee Access*, 6:665–676.
- [111] Wang, X. V. and Wang, L. (2019). Digital twin-based waste recycling, recovery and remanufacturing in the background of industry 4.0. *International Journal of Production Research*, 57(12):3892–3902.
- [112] Welte, T. M., Sperstad, I. B., Halvorsen-Weare, E. E., Netland, Ø., Nonås, L. M., and Stålhane, M. (2018). Operation and maintenance modelling. *Offshore Wind energy technology*, 269.
- [113] Wiczorek, M. and Lewandowski, M. (2017). A mathematical representation of an energy management strategy for hybrid energy storage system in electric vehicle and real time optimization using a genetic algorithm. *Applied energy*, 192:222–233.
- [114] Xia, T., Dong, Y., Xiao, L., Du, S., Pan, E., and Xi, L. (2018). Recent advances in prognostics and health management for advanced manufacturing paradigms. *Reliability Engineering & System Safety*, 178:255–268.
- [115] Xie, J., Wang, X., Yang, Z., and Hao, S. (2019). Virtual monitoring method for hydraulic supports based on digital twin theory. *Mining Technology*, 128(2):77–87.
- [116] Xu, Y., Sun, Y., Liu, X., and Zheng, Y. (2019). A digital-twin-assisted fault diagnosis using deep transfer learning. *IEEE Access*, 7:19990–19999.
- [117] Yan, W., Zhang, B., Zhao, G., Weddington, J., and Niu, G. (2017). Uncertainty management in lebesgue-sampling-based diagnosis and prognosis for lithium-ion battery. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(10):8158–8166.
- [118] Yang, S., Chellali, R., Lu, X., Li, L., and Bo, C. (2016). Modeling and optimization for proton exchange membrane fuel cell stack using aging and challenging p systems based optimization algorithm. *Energy*, 109:569–577.
- [119] Yeratapally, S. R., Glavicic, M. G., Argyrakis, C., and Sangid, M. D. (2017). Bayesian uncertainty quantification and propagation for validation of a microstructure sensitive model for prediction of fatigue crack initiation. *Reliability Engineering & System Safety*, 164:110–123.

-
- [120] Zakrajsek, A. J. and Mall, S. (2017). The development and use of a digital twin model for tire touchdown health monitoring. In *58th AIAA/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference*, page 0863.
- [121] Zanjani, M. K. and Noureldath, M. (2014). Integrated spare parts logistics and operations planning for maintenance service providers. *International Journal of Production Economics*, 158:44–53.
- [122] Zhang, X., Zhou, J., and Chen, W. (2020). Data-driven fault diagnosis for pemfc systems of hybrid tram based on deep learning. *International Journal of Hydrogen Energy*.
- [123] Zhang, Z., Si, X., Hu, C., and Lei, Y. (2018). Degradation data analysis and remaining useful life estimation: A review on wiener-process-based methods. *European Journal of Operational Research*, 271(3):775–796.
- [124] Zhu, L. and Chen, J. (2018a). *Prognostics of PEM Fuel Cells Based on Gaussian Process*. Elsevier B.V.
- [125] Zhu, L. and Chen, J. (2018b). Prognostics of pem fuel cells based on gaussian process state space models. *Energy*, 149:63–73.
- [126] Zhuang, C., Liu, J., and Xiong, H. (2018). Digital twin-based smart production management and control framework for the complex product assembly shop-floor. *The international journal of advanced manufacturing technology*, 96(1-4):1149–1163.