

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

N° d'ordre :.....



THÈSE

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

Option : Intelligence artificielle

Titre

Pronostic des systèmes industriels basé sur l'intelligence artificielle Maintenance prédictive

Présentée par
Zohra BOUZIDI

Devant le jury composé de :

Président :	Pr. Okba Kazar	Université de Biskra
Rapporteur :	Dr. Labib Sadek Terrissa	Université de Biskra
Examineurs :	Pr. Nouredine Zerhouni	ENSMM de Besançon France
	Pr. Mohamed Benmohamed	Université de Constantine 2
	Dr. Rezeg Khaled	Université de Biskra
Invité :	Dr. Soheyb Ayad	Université de Biskra

Année Universitaire : **2018 – 2019**

Remerciements

En premier lieu, je remercie le bon dieu de m'avoir donné la force et la patience nécessaire pour achever ce travail de thèse.

Je tiens à remercier mon directeur de thèse monsieur **Terrissa Labib Sadek**, Maître de conférences à l'université de Biskra, de m'avoir accueilli au sein de son équipe pour réaliser ma thèse ainsi que pour sa disponibilité et son soutien.

Je souhaite aussi remercier le Professeur **Noureddine Zerhouni**, qui m'a beaucoup aidé, sans relâche et sans limite.

En effet, je lui exprime ma profonde gratitude pour sa disponibilité et son dévouement. Je le remercie de m'avoir toujours poussé vers l'avant et d'avoir eu confiance en moi. Cette confiance m'a permis d'acquérir une riche expérience durant ma thèse.

Je remercie également Monsieur **Rafael Gouriveau**, Professeur à l'école Nationale Supérieure de Mécanique et de Microtechnique de Besançon, d'avoir suivi mon travail. Je suis sincèrement reconnaissant pour ses précieux conseils.

Je souhaite aussi remercier Monsieur **Soheyb Ayad** pour son aide et ses précieux conseils.

Je veux également remercier tous les membres de jury :

Pr. Okba Kazar , Professeur à l'Université de Biskra, pour m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse,

ainsi que **Pr. Mohamed Benmohamed** , Professeur à l'Université de Constantine 2, **Dr. Khaled Rezeg**, Maître de conférences à l'Université de Biskra, **Dr. Soheyb Ayad** , Maître de conférences à l'Université de Biskra, pour avoir accepté d'évaluer mon travail.

Je tiens aussi à remercier toute ma promotion de doctorat et tous mes collègues.

Je ne peux terminer sans avoir une pensée pour ma famille. Sans elle, je n'aurais jamais pu arriver jusque-là et atteindre mes objectifs. Un grand merci à mes parents pour leur soutien indéterminé.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail de recherche.

Zahra Bouzidi

ملخص

في مجال التنبؤ وتسيير الصحة، التنبؤ هو عملية لمعرفة حالة الصحة للنظام وتقدير وقته المتبقي قبل الفشل. قرار الصيانة الجيد ينطوي بالضرورة على تقدير أفضل لهذا الأخير.

في الآونة الأخيرة، ساهم ظهور أنظمة تكنولوجيا المعلومات في المجال الصناعي بالخصوص الحوسبة السحابية بشكل كبير في تحسين عملية التنبؤ.

في هذه الأطروحة، نقترح نهجاً جديداً للتنبؤ استناداً إلى نموذج الحوسبة السحابية من أجل تقديم التنبؤ كخدمة في الحوسبة السحابية. يوفر هذا النهج حلاً فعالاً للتنبؤ بناءً على طلب العميل مع ضمان جودة أفضل للخدمة. تم تنفيذ ثلاثة طرق تعتمد على البيانات (الشبكة العصبية الاصطناعية، ونظام الأعصاب الضبابية، وشبكة بايزي) واختبارها على بيانات محركات طائرات من مركز التميز الوطني للتنبؤات التابع لإدارة الطيران والفضاء.

من أجل اختبار فعالية الحل لدينا ومقارنة الطرق المنفذة، قمنا بدراسة أداء نظامنا التنبؤي وفقاً للدقة، الضبط والخطأ التربيعي المتوسط. وأخيراً، تم إجراء تقييم لجودة الخدمة للحل.

الكلمات المفتاحية:

التنبؤ وإدارة الصحة، الوقت المتبقي قبل الفشل، التنبؤ كخدمة، الحوسبة السحابية، الذكاء الاصطناعي، قياسات الأداء، جودة الخدمة.

Résumé

Dans le domaine du Prognostics and Health Management (PHM), le pronostic est un processus permettant de se renseigner sur l'état de santé d'un système et d'estimer son temps résiduel avant la défaillance (RUL). Une bonne décision de maintenance passe forcément par une meilleure estimation de ce dernier.

Récemment, l'émergence des systèmes ITs dans le domaine industriel et en particulier le Cloud Computing a fortement contribué à l'amélioration du processus de pronostic.

Dans cette thèse, nous proposons une nouvelle approche de pronostic basé sur le modèle cloud computing et le principe de multitenancy afin de présenter le pronostic en tant que service. Cette approche fournit une solution de pronostic efficace à la demande d'un client tout en assurant une meilleure qualité du service. Trois méthodes de pronostic guidé par les données (réseau de neurones artificiels, système neuro-flou et réseau bayésien) ont été implémentées et testées sur des données de moteurs d'avions du centre d'excellence en pronostic de la National Aeronautics and Space Administration (NASA).

Afin de tester l'efficacité de notre solution et comparer les méthodes implémentées, nous avons étudié la performance de notre système de pronostic en fonction de l'exactitude, la précision et de l'erreur quadratique moyenne. Enfin une évaluation des qualités de service (QoS) de la solution a été effectuée.

Mots clés : *Prognostics and Health Management (PHM), Durée de vie résiduelle (RUL), Pronostic en tant que service, Cloud Computing, Intelligence artificielle, Mesures de performance, Qualité de service (QoS).*

Abstract

In the field of Prognostics and Health Management (PHM), the prognostic is a process to learn about the system's state of health and estimate its remaining useful life before failure. A good maintenance decision requires a better estimation of the latter.

Recently, the emergence of IT systems in the industrial field and in particular Cloud Computing has contributed significantly to the improvement of the prognostic process.

In this thesis, we propose a new prognostic approach based on the cloud computing model and the principle of multitenancy in order to present the Prognostic as a Service. This approach provides an effective prognostic solution at the request of a customer while ensuring a better quality of service. Three data-driven prognostic methods (artificial neural network, neuro-fuzzy system, and bayesian network) were implemented and tested on aircraft engine data from the National Aeronautics and Space Administration's Center of Excellence for Prognostics (NASA).

In order to test the efficiency of our solution and compare the implemented methods, we study the performance of our prognostic system according to accuracy, precision and mean squared error. Finally, an evaluation of the quality of service (QoS) of the solution was carried out.

Keywords : *Prognostics and Health Management (PHM), Remaining Useful Life (RUL), Prognostic as a Service, Cloud Computing, Artificial intelligence, Performance measures, Qualité of Service (QoS).*

Table des figures

1.1	Formes de maintenance [1]	13
1.2	Architecture OSA/CBM [2]	18
1.3	Résumé de la norme ISO 13381-1 : 2004 Étapes Principales [3]	22
1.4	Définition de l'intervalle RUL [4]	23
1.5	Les approches du pronostic [4, 5]	25
1.6	Mesures de performances du système de pronostic : "Exactitude" et "Précision" [5, 6]	37
1.7	Mesures de performances du système de pronostic : "Timeliness" [5, 6]	40
2.1	Évolution vers le Cloud [7]	52
2.2	Le Cloud Computing	53
2.3	Les caractéristiques du Cloud Computing [8]	54
2.4	Modèles de service du Cloud Computing [9]	63
2.5	Modèle de déploiement d'un Cloud Public	65
2.6	Modèle de déploiement d'un Cloud Privé	66
2.7	Modèle de déploiement d'un Cloud Communautaire	67
2.8	Modèle de déploiement d'un Cloud Hybride	68
3.1	Framework général pour la plateforme Cloud Pronostic	92
3.2	Architecture proposée du système	94
3.3	Diagramme de séquence	97
3.4	Description des réglages opérationnels et des mesures du capteur	105
4.1	Estimation du RUL avec la méthode RNA	119

4.2	Estimation du RUL avec la méthode SNF	120
4.3	Estimation du RUL avec la méthode RB	120
4.4	Temps de réponse moyen de l'approche proposée	122
4.5	Disponibilité moyenne de l'approche proposée	123
4.6	Coût moyen de l'approche proposée	123
4.7	Réputation moyenne de l'approche proposée	124
4.8	Page d'accueil	125
4.9	Page d'inscription	125
4.10	Tableau de bord de l'administrateur	126
4.11	Tableau de bord de l'administrateur pour la gestion des utilisateurs	127
4.12	Présentation des données chargées	127
4.13	Page principale de l'utilisateur PHM	129
4.14	Tableau de bord des méthodes de pronostic	130
4.15	Interface de la méthode RNA avec le panneau training	131
4.16	Interface de méthode RNA avec panneau d'estimation	131
4.17	Le tableau de bord de l'utilisateur PHM	132
4.18	Interface de l'agent de maintenance	133

Liste des tableaux

- 1.1 Approches de pronostic et type d'information nécessaire [10] 34
- 2.1 Comparaison entre les travaux connexes 87
- 3.1 Critères de QoS 108
- 4.1 Les caractéristiques de l'infrastructure virtuelle cloud 118
- 4.2 Comparaison entre les méthodes 121

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Abstract	iv
Table des figures	vii
Liste des tableaux	viii
I État de l'art	5
1 Maintenance industrielle et PHM	6
1.1 Maintenance industrielle et PHM	6
1.1.1 Introduction	6
1.1.2 Historique du PHM	7
1.1.3 La maintenance industrielle	9
1.1.4 Evolution de la maintenance	10
1.1.5 Les types de la maintenance	12
1.1.6 La maintenance intelligente	15
1.1.7 Prognostics and Health Management (PHM)	17
1.2 Le pronostic industriel	20
1.2.1 Dégradation vs Pronostic	20
1.2.2 Définitions et méthodologies	21
1.2.3 Définition du pronostic	21
1.3 Le rôle du pronostic dans le processus de durée de vie	23

1.4	Etat de l'art des approches du pronostic	24
1.4.1	Approche basée sur le modèle physique	26
1.4.2	Approche guidée par les données	27
1.4.3	Approche basée sur l'expérience	32
1.4.4	Synthèse	34
1.5	Les métriques de performance du pronostic	35
1.5.1	L'exactitude (Accuracy)	36
1.5.2	La précision	37
1.5.3	L'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error (MSE))	38
1.5.4	L'erreur de pourcentage absolu moyen (Mean Absolute Percentage Error (MAPE))	38
1.5.5	L'horizon de prédiction	39
1.5.6	L'opportunité (Timeliness)	40
1.5.7	La convergence	41
1.6	Les challenges liés au PHM	41
1.7	Les travaux connexes du PHM	43
1.8	Conclusion	48
2	Cloud Computing	50
2.1	Introduction	50
2.2	Historique du CC	51
2.3	Définition du CC	51
2.4	Les caractéristiques du CC	53
2.4.1	Libre-service à la demande	54
2.4.2	Accès large au réseau	55
2.4.3	Resource Pooling	56
2.4.4	L'élasticité rapide	57
2.4.5	Service mesuré	57
2.4.6	Autonome	58
2.4.7	Paiement à l'usage	58

2.4.8	Fiabilité et tolérance aux pannes	59
2.4.9	Évolutivité	59
2.4.10	Simplicité d'utilisation	59
2.4.11	Garantie QoS	59
2.4.12	Basé-SLA	60
2.5	Les modèles de service du CC	60
2.5.1	IaaS	60
2.5.2	PaaS	61
2.5.3	SaaS	61
2.5.4	XaaS : Everything as a Service	63
2.6	Les modèles de déploiement du CC	64
2.6.1	Cloud public	64
2.6.2	Cloud privé	64
2.6.3	Cloud communautaire	66
2.6.4	Cloud hybride	67
2.7	Les majeurs fournisseurs du CC	68
2.8	Les avantages et les inconvénients du CC	70
2.9	La qualité de service dans le CC	72
2.9.1	Définition	72
2.9.2	Caractéristiques	72
2.9.3	Service Level Agreement (SLA)	73
2.9.4	Les critères de qualité de service	74
2.10	Les composants essentiels d'un contrat Cloud	76
2.10.1	Définition de service	77
2.10.2	La gestion du rendement	77
2.10.3	La gestion des problèmes	77
2.10.4	Les responsabilités et les obligations du client	77
2.10.5	Sécurité	78
2.11	Les travaux connexes du Cloud Pronostic	78
2.12	Conclusion	87

II Contributions	89
3 Une approche "Prognostic as a Service" dans le Cloud Computing	90
3.1 Problématique et objectifs	90
3.2 Architecture proposée du système	94
3.2.1 Côté Client-PHM	95
3.2.2 Côté Cloud-PHM	96
3.3 Étude de cas	98
3.3.1 Domaines de prédiction réexaminés	98
3.3.2 Etude de cas utilisé	102
3.3.3 Scénario expérimental	103
3.3.4 Usage	104
3.4 Performance du système	106
3.5 QoS	107
3.6 Conclusion	108
4 Implémentation de l'approche proposée	110
4.1 Introduction	110
4.2 Méthodes utilisées	110
4.2.1 Réseau de neurones artificiels	110
4.2.2 Système neuro-flou	114
4.2.3 Réseau bayésien	116
4.3 Outils utilisés	116
4.3.1 Plateforme Matlab	116
4.3.2 Neural Network Toolbox	117
4.3.3 Fuzzy Logic Toolbox	117
4.3.4 Bayes Net Toolbox	118
4.4 Résultats obtenus et discussions	118
4.4.1 Résultats du RUL	118
4.4.2 Performance des résultats obtenus	121
4.4.3 Résultats du QoS	121

4.5	Présentation des interfaces du système	124
4.5.1	La page d'accueil de l'application	124
4.5.2	Compte administrateur	126
4.5.3	Compte utilisateur PHM	128
4.5.4	Compte de l'agent de maintenance	132
4.6	Conclusion	133
A	Liste des publications	152
A.1	Revue Internationale	152
A.2	Conférences Internationales	152
A.3	Conférences Nationales	153

Introduction Générale

Dans le domaine industriel, la maîtrise des coûts de production tout en assurant un niveau de qualité désiré constitue un défi clé dans ce domaine. L'un des objectifs majeurs des industriels est de minimiser au maximum les coûts élevés induits par les indisponibilités non planifiées et les pannes des équipements qui peuvent générer des pertes considérables.

Aussi l'exigence de compétitivité nécessite l'amélioration de la disponibilité, de la fiabilité et de la sécurité tout en réduisant les coûts du cycle de vie des moyens de production.

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

Malheureusement, la maintenance traditionnelle, basée principalement sur le diagnostic après-panne, présente beaucoup d'inconvénients qu'on peut résumer dans les points suivants :

- Arrêt de la production pendant une période indéfinie,
- Remplacement inutile de pièces de rechange,
- Coût de maintenance très élevé,
- Dégâts matériels et humains imprévus.

On peut remédier à ces inconvénients en passant à un autre type de maintenance qui est la maintenance prédictive. Cette maintenance est basée principalement sur le pronostic qui est l'estimation du temps de fonctionnement avant défaillance d'un équipement ou d'un système.

Le Prognostics and Health Management PHM permet de garantir la qualité des produits, d'effectuer la maintenance juste à temps, de réduire les temps d'arrêt des équipements et d'éviter les pannes catastrophiques.

Avec ces avantages, le PHM est devenu de plus en plus important pour les universités et l'industrie. Plusieurs recherches ont été menées pour développer des solutions pour les systèmes de pronostic.

Le pronostic des systèmes industriels devient actuellement un objectif important pour les industriels, sachant que la panne, qui peut survenir soudainement, est généralement très coûteuse en termes de réparation et d'interruption de la production et est mauvais à la réputation.

L'une des principales approches du pronostic est l'approche guidée par les données, qui offre l'avantage de pouvoir apprendre des modèles basés sur des données empiriques et d'utiliser des méthodes d'intelligence artificielle.

La durée de vie utile restante (RUL) de l'actif surveillé est le résultat du pronostic et est utilisée dans l'évaluation pronostique en appliquant des mesures appropriées et des critères supplémentaires. Il existe un large éventail de méthodes qui traitent le calcul du RUL.

Beaucoup de travaux dans le domaine du PHM (Prognostics and Health Management), dont le but d'estimer le RUL, ont montré plusieurs nécessités pour améliorer le service de pronostic, tel que la disponibilité et l'accès facile au service de pronostic, la puissance de traitement des données, des bases de données gigantesques pour le stockage, minimisation du coût de maintenance... etc.

Pour répondre à ces défis, nous proposons, dans ce travail, un système de pronostic basé sur le cloud qui définit une approche «Prognostic as a Service». Cette approche fournira une solution de pronostic efficace dans le cloud computing via internet, à la demande d'un client, en respectant un contrat établi à l'avance pour assurer une meilleure qualité de service et payer à

l'utilisation.

Nous avons implémenté trois méthodes basées sur les données pour estimer le RUL : le réseau de neurones artificiels, le système neuro-flou et le réseau bayésien pour estimer le RUL. Les méthodes sont testées sur un ensemble de moteurs d'avions. Les données utilisées proviennent du référentiel de données du centre d'excellence en pronostic de la National Aeronautics and Space Administration (NASA).

De plus, et pour tester l'efficacité de notre solution, nous avons étudié la performance de notre système pronostic en fonction de l'exactitude, de la précision et de l'erreur MSE (Mean Squared Error). Nous avons aussi discuté de la qualité de service (QoS) du service cloud pronostic en fonction des critères de QoS. Le mémoire est organisé en quatre chapitres.

Le premier chapitre est consacré à l'émergence de l'activité de pronostic dans les stratégies de la maintenance. Nous présentons les nouveaux enjeux industriels qui ont fait évoluer la fonction maintenance. Nous montrons ainsi la mutation de la maintenance traditionnelle vers la maintenance prévisionnelle dans laquelle le pronostic joue un rôle majeur. Le concept de pronostic ainsi qu'un état de l'art des approches du pronostic et les mesures de performances sont également présentés. Les travaux réalisés dans le domaine de pronostic sont ensuite résumés.

Le deuxième chapitre consiste à présenter un survol sur la technologie du Cloud Computing en commençant par un historique. Ensuite, la définition et les caractéristiques du Cloud Computing ainsi que les différents modèles de service et de déploiement. De plus, il présente la qualité de service avec les majeurs fournisseurs du Cloud. Ce chapitre se termine par les travaux connexes dans le Cloud PHM.

Dans le troisième chapitre, nous allons présenter notre contribution pour un but de résoudre le problème en question. Nous allons présenter l'architecture globale du système en détaillant son fonctionnement à l'aide d'un diagramme de séquence UML pour simplifier la compréhens-

sion de notre travail. Ensuite, nous allons expliquer l'architecture détaillée de chaque composant (sous-système) et son fonctionnement, nous terminerons ce chapitre par une conclusion.

Le quatrième chapitre montre l'implémentation de notre approche, en le commençant par la présentation des outils et l'environnement de développement. Ensuite, nous allons présenter quelques interfaces qui montrent les résultats obtenus depuis l'estimation du RUL d'un ensemble de moteurs d'avion en utilisant les trois méthodes. Nous validons finalement cette approche par des résultats réels de performance et la qualité de service du système de cloud prognostic.

Dans une conclusion générale, nous repositionnons l'ensemble de nos développements au regard de l'objectif initial de l'étude. Nous résumons les principaux résultats de notre travail et nous abordons enfin une discussion sur les perspectives de travail qui découlent de cette thèse.

Première partie

État de l'art

Chapitre 1

Maintenance industrielle et PHM

1.1 Maintenance industrielle et PHM

1.1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'évolution de la maintenance afin d'introduire le concept de maintenance intelligente et le rôle du pronostic et du PHM (Prognostics and Health Management) au cours du cycle de vie du système. Il développe également l'état de l'art des approches de pronostic : l'approche basée sur le modèle physique, l'approche guidée par les données et l'approche hybride. Cet état de la technique ouvre la voie au travail actuel et à la contribution à ce domaine.

Que ce soit dans le domaine de la mécanique ou du génie civil ou en électronique, le désir et la nécessité de faire un diagnostic aussi précis que possible et d'acquérir de réelles capacités de pronostic existent depuis la première exploitation humaine de machines coûteuses et complexes. Cette motivation a conduit à un grand nombre de travaux scientifiques et industriels dans le but de développer et de mettre en œuvre différents niveaux de diagnostic et de pronostic et donc d'optimiser les stratégies de maintenance [11]. Les activités de maintenance ont toujours existé. Au début, ils consistaient en une intervention après une défaillance du système. Mais rapidement, les fermetures imprévues et parfois très longues, dues à des interventions de maintenance, ont été jugées très coûteuses. Par conséquent, des stratégies de maintenance plus

avancées ont évolué et ont ensuite été développées.

1.1.2 Historique du PHM

Initialement, le PHM a commencé à réduire le taux d'accidents d'hélicoptères par l'Autorité de l'aviation civile du Royaume-Uni dans les années 1980 et a été développé en 1990 sur la base du système de surveillance HUMS qui mesure les conditions sanitaires et les performances de l'hélicoptère. HUMS a obtenu de bons résultats pour réduire le taux d'accidents de plus de moitié grâce à un hélicoptère en service .

Au cours des années 90, le concept de surveillance de la santé des véhicules a été adopté par la recherche aérospatiale de la NASA aux États-Unis, qui consiste à surveiller la santé des véhicules spatiaux. Toutefois, il a rapidement été remplacé par un terme plus universel, Gestion intégrée de la santé des véhicules ou Gestion de la santé du système, pour intégrer les pronostics de divers systèmes spatiaux [12].

Dans les années 2000, la DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) aux États-Unis a mis au point le système de pronostic d'intégrité structurelle (SIPS) et la maintenance conditionnelle plus (CBM +), qui ont le même objectif. Le nom Prognostics and Health Management (PHM) a été adopté pour la première fois dans le programme de développement des avions de combat interarmées (JSF) (Joint Strike Fighter Program Office 2016).

La technologie PHM a considérablement évolué sous différents aspects, notamment l'étude fondamentale de la physique des défaillances, le développement de capteurs, l'extraction de caractéristiques, le diagnostic pour la détection et la classification des pannes et les pronostics pour la prédiction des défaillances. Ces techniques ont été explorées et étendues à diverses industries. À mesure que les technologies sont appliquées et mûries dans l'industrie, de plus en plus d'articles abordent les applications réussies sous différents aspects [13, 14].

Depuis quelques années, des sociétés techniques ont été créées pour rassembler et amélio-

rer les connaissances dans de nombreux domaines de recherche. En tant que représentants, la société PHM organise la conférence annuelle et publie le Journal international de pronostic et de gestion de la santé (IJPHM) depuis sa création en 2009 (PHM Society 2009). En outre, la société de fiabilité de l'IEEE organise chaque année une conférence sur le PHM depuis 2011 (IEEE Reliability Society 2011). L'étude du MPS à l'heure actuelle est dirigée par divers instituts, dont certains sont brièvement présentés ici [15].

- **Centre pour l'ingénierie avancée du cycle de vie (CALCE) [16]** : Le CALCE, créé en 1986 à l'Université du Maryland, est reconnu comme le leader en matière d'évaluation de la fiabilité de l'électronique basée sur l'analyse de défaillance basée sur la physique. Récemment, le centre travaille activement sur la recherche du PHM pour les applications électroniques en utilisant des dispositifs consommables, en surveillant et en raisonnant les précurseurs de la modélisation imminente des défaillances et de la durée de vie.
- **Centre IMS (Intelligent Maintenance Systems) [17]** : Le centre IMS a été créé en 2001 par l'Université de Cincinnati, l'Université du Michigan et l'Université des sciences et de la technologie du Missouri en tant que centre de recherche coopérative industrie / université NSF. Le centre se concentre sur la recherche en analyse prédictive et en modélisation de données volumineuses industrielles pour la performance du cycle de vie des systèmes industriels. Le centre a créé les outils de pronostic Watchdog Agent® et la plate-forme de prédictique D2B (Device-to-Business) pour les applications de maintenance électronique.
- **FEMTO-ST [18]** : L'institut FEMTO-ST est une institution de recherche commune créée en 2004 en France par la fusion de cinq laboratoires locaux, puis restructurée en sept départements. L'équipe PHM au sein du service de contrôle automatique développe des algorithmes avancés pour la classification, la prévision et la résolution de problèmes tels que le vieillissement des piles à combustible, les matériaux composites et les observations issues de réseaux de capteurs.

- **Centre de gestion intégrée de la santé des véhicules (IVHM) [19]** : L'IVHM a été créé à l'Université de Cranfield avec le soutien de Boeing en 2008 afin de devenir un centre de recherche de premier plan dans le monde pour l'étude PHM sur les aéronefs. Le centre a depuis lors offert le premier IVHM M.Sc. au monde. bien sûr et accueille plusieurs doctorants les étudiants effectuant des recherches sur l'application de l'IVHM à différents domaines.
- **Centre d'excellence en pronostic (PCoE) [20]** : Le PCoE, situé au centre de recherche de la NASA Ames, fournit un cadre pour le développement de technologies pronostiques, visant en particulier à combler les lacunes technologiques en matière de pronostic dans les domaines d'application de l'aéronautique et de l'exploration spatiale. Le PCoE étudie actuellement les mécanismes de propagation des dommages sur les actionneurs critiques pour la sécurité des aéronefs de classe transport, les mécanismes de dommages sur l'isolation du câblage des aéronefs et les mécanismes de propagation des dommages sur les composants électriques et électroniques critiques des équipements avioniques.

1.1.3 La maintenance industrielle

Les entreprises anciennes et nouvelles se transforment pour tirer de la valeur des secteurs industriels traditionnels en fournissant des services numériques riches en données. En tirant parti de l'explosion rapide des capteurs, de la connectivité très faible coût et du stockage de données ainsi que de puissants outils analytiques (communément appelés IIoT ou Internet-of-Things industriel), ces services à valeur ajoutée peuvent produire des résultats commerciaux pour les clients et générer des revenus supplémentaires pour l'entreprise. En effet, les clients s'attendent non seulement à ce que les fabricants fournissent les meilleurs produits physiques, mais aussi à de nouvelles façons de générer des niveaux accrus de productivité et d'impact commercial.

General Electric a construit Predix, la plate-forme Internet industrielle. En combinant ses propres capacités et son expérience de la transformation, GE a créé Predix pour guider les entreprises industrielles à travers cette transition technologique et commerciale complexe, les met-

tant en charge de leur parcours de l'IIoT. En utilisant cette plate-forme complète, les entreprises peuvent créer des applications innovantes sur Predix qui transforment les données opérationnelles en temps réel en informations exploitables. Predix leur fournit tout ce dont ils ont besoin pour construire rapidement, déployer en toute sécurité et exploiter efficacement des applications industrielles.

GE a le savoir-faire industriel pour aider les entreprises à se transformer car elle a dû se transformer. GE déploie activement Predix dans ses propres opérations commerciales, informatiques et de fabrication. GE propose également des solutions SaaS discrètes dans des domaines tels que la gestion de la performance des actifs. Ces solutions sont basées sur Predix et sont «prêtes à l'emploi» pour que les clients puissent commencer dès aujourd'hui, mais peuvent également leur permettre d'ajouter leurs propres capacités pour répondre aux besoins futurs.

1.1.4 Evolution de la maintenance

Les différents concepts de maintenance peuvent être classés en trois grandes catégories : la maintenance corrective, la maintenance préventive et la maintenance prédictive. La maintenance corrective est la maintenance qui intervient après l'apparition d'une défaillance dans le système, alors que la maintenance préventive est réalisée lorsque le système fonctionne actuellement [21]. Il est important de noter que les opérations correctives n'interviennent qu'en cas de panne, alors que la maintenance préventive peut être programmée en fonction de différents paramètres.

Les techniques de maintenance prédictive aident à déterminer l'état de l'équipement en service afin de prédire quand la maintenance doit être effectuée. Cette approche permet de réaliser des économies par rapport à la maintenance préventive de routine ou temporelle, car les tâches sont exécutées uniquement lorsque cela est justifié. La valeur principale de la maintenance prédictive est de permettre une planification pratique de la maintenance corrective et d'éviter les défaillances imprévues de l'équipement. La clé est "la bonne information au bon moment". En sachant quel équipement a besoin d'entretien, les travaux de maintenance peuvent être mieux

planifiés (pièces de rechange, personnes, etc.) et ce qui aurait été des «arrêts imprévus» sont transformés en arrêts plus courts et moins nombreux, augmentant ainsi la disponibilité de l'installation. Les autres avantages comprennent une durée de vie accrue de l'équipement, une sécurité accrue de l'usine, moins d'accidents ayant un impact négatif sur l'environnement et une manipulation optimisée des pièces de rechange.

Le concept de maintenance corrective a pour but de réinitialiser le système à son état de fonctionnement normal après l'apparition de sa défaillance [4].

Au cours des années soixante-dix, le concept de maintenance préventive est apparu, avec pour objectif de réduire la probabilité de défaillance ainsi que d'optimiser les coûts liés à l'utilisation du système. L'une des premières stratégies utilisées était la maintenance systématique qui consiste à effectuer des interventions régulières à des intervalles de temps égaux, suivant un calendrier a priori et bien déterminé. L'optimisation d'une telle stratégie consiste à évaluer les périodes d'opérations mais à prévenir les défaillances du système en suivant des opérations très fréquentes. La disponibilité du système est ainsi augmentée mais financièrement cette stratégie reste peu valorisante et de nombreuses études ont montré que le temps d'utilisation n'est pas le seul facteur conduisant à l'occurrence d'une défaillance. La périodicité des interventions peut être calculée en fonction du temps ou du nombre d'unités d'utilisation (nombre de cycles de fonctionnement, nombre de kilomètres, nombre de produits fabriqués, etc ...) [4].

Depuis les années quatre-vingt, en raison de l'évolution des ressources informationnelles, de nouvelles stratégies de maintenance sont nées. Leur principe consiste à utiliser des informations en temps réel pour surveiller en permanence certains paramètres significatifs de dégradation ou de performance du système. Nous parlons alors de maintenance conditionnelle. La planification des interventions repose alors sur l'existence et la détermination des seuils critiques de ces paramètres significatifs ; par conséquent, nous parlons de seuils de décision. Ainsi, la maintenance prédictive apparaît. Il est subordonné à l'analyse de l'évolution étudiée des paramètres significatifs de dégradation. L'estimation de la sortie de cette surveillance des paramètres, permet de retarder ou d'accélérer les interventions de maintenance [4].

Les maintenances conditionnelles et prédictives supposent que l'intervention aura lieu avant l'apparition de l'échec de l'évolution du système surveillé. C'est pourquoi, au cours des années quatre-vingt-dix, de nouvelles méthodologies, appelées maintenance proactive, ont été inventées afin de suivre en permanence non pas l'évolution du système mais l'évolution des causes premières des défaillances du système surveillé [4].

Il est important de noter que pendant la période d'évolution des stratégies de maintenance, on observe également un changement dans la gestion de la maintenance. En fait, la maintenance à distance a rapidement évolué et a fait progresser la maintenance locale grâce aux réseaux de communication. Après le big bang d'Internet, le concept de maintenance à distance s'est transformé en moyen d'autonomie [22] : c'est un concept qui utilise des services web pour une meilleure coopération entre les différentes composantes de la maintenance, pour un meilleur partage des connaissances, et un suivi en temps réel du système de partout dans le monde. L'émergence de ces concepts et le contexte économique ont permis aux entreprises d'externaliser ce service en utilisant des agents spécialisés.

1.1.5 Les types de la maintenance

Il existe deux grands types : la maintenance préventive et la maintenance corrective comme indiquant le schéma dans la figure 1.1. [1]

La maintenance Corrective

La norme [1] définit la maintenance corrective comme :

"Une maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise".

La maintenance corrective est généralement adoptée pour les équipements pour lesquels :

- Les conséquences de la panne ne sont pas critiques,
- La réparation est facile et ne nécessite pas beaucoup de temps,

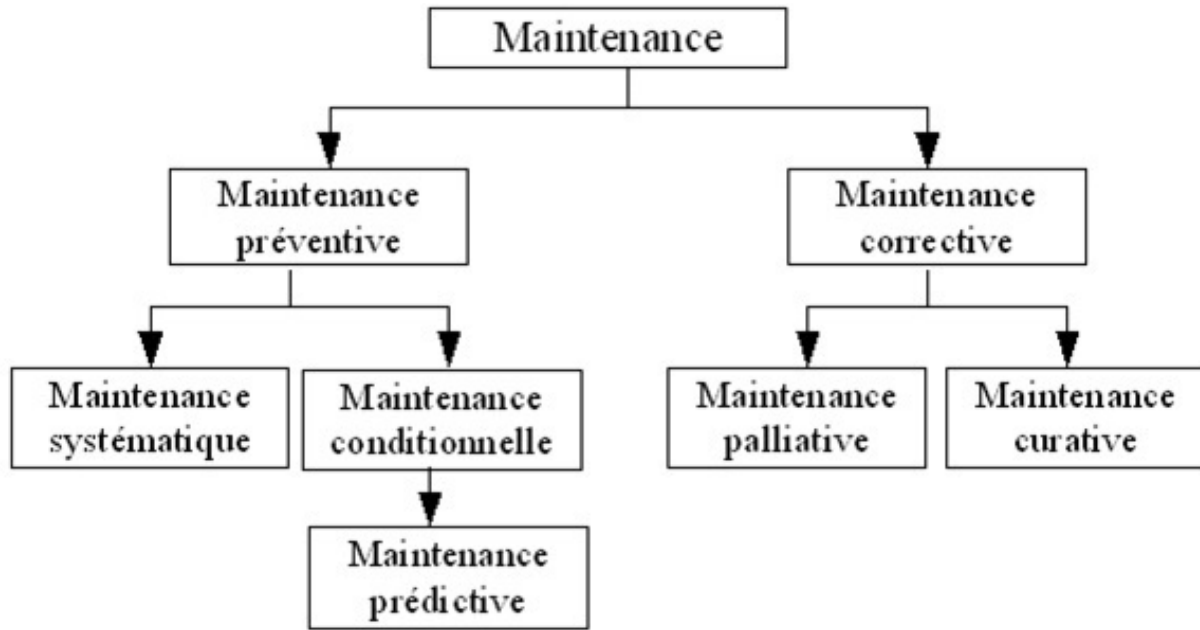


FIGURE 1.1 – Formes de maintenance [1]

- Les coûts d’investissements sont faibles.

Deux formes de maintenance correctives peuvent être distinguées :

1. La maintenance palliative : lorsque l’intervention de maintenance a un caractère provisoire.
2. La maintenance curative : si les travaux sont définitifs.

La maintenance Préventive

La maintenance préventive vise à réduire les risques d’occurrence d’une défaillance. La norme [1] la définit comme suit :

"Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d’un bien".

Lorsque l’intervention de maintenance est exécutée à intervalles fixes et prédéfinis, on parle de maintenance préventive systématique. Ce type de maintenance est déclenché suivant un échéancier (heures de travail, kilomètres effectués, etc.) et se traduit par le remplacement périodique de pièces, sans contrôle préalable et quel que soit l’état de dégradation des équipements.

La maintenance préventive systématique peut conduire à du sur-entretien c'est à dire à un excès d'interventions inutiles, et donc à des gaspillages financiers pour l'entreprise.

Pour palier cela, d'autres formes de maintenance préventive, basées sur la surveillance de l'état réel des équipements sont apparues : la maintenance systématique et la maintenance conditionnelle [22].

1. **La maintenance préventive systématique** C'est une maintenance effectuée selon un échéancier établi selon le temps ou le nombre d'unités d'usage [1]. La périodicité des remplacements est déterminée selon deux méthodes : la première est de type bloc et la seconde, de type âge. La politique de remplacement de type âge suggère de remplacer l'équipement à la panne ou après T unités de temps de bon fonctionnement. La politique de type bloc suggère de remplacer l'équipement après une période prédéterminée de temps T, 2T, etc. indépendamment de l'âge et de l'état du composant.
2. **La maintenance préventive conditionnelle** Selon la norme [1], elle est définie comme :

"Une maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent".

Cette stratégie de maintenance repose ainsi sur l'analyse des données en temps réel des équipements industriels (par exemple les vibrations, la température, etc.). Elle vise la détection d'anomalies dans le fonctionnement des machines industrielles : la découverte de changements dans leurs caractéristiques préfigure à court terme d'une défaillance à venir. La maintenance conditionnelle permet de mieux tenir compte des conditions d'utilisation d'un équipement que la maintenance systématique traditionnelle.

3. **La maintenance prédictive** vise à pallier le manque de connaissance de la maintenance conditionnelle. Elle est définie selon la norme [1] comme :

"Une maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien.".

L'idée est de projeter l'état actuel du bien dans le futur, afin d'estimer le temps de fonctionnement avant la défaillance, et donc de mieux dimensionner les politiques de maintenance. La maintenance prévisionnelle est ainsi plus dynamique. Elle prend en compte les conditions actuelles des équipements et tente de prévoir l'évolution dans le temps de l'état des biens. Les bénéfices attendus sont effectivement nombreux :

- Réduction du nombre des pannes,
- Fiabilisation des productions,
- Réduction des périodes d'immobilisation des équipements (coûteuses),
- Augmentation du rendement de l'entreprise.

1.1.6 La maintenance intelligente

La maintenance intelligente diffère des politiques de maintenance traditionnelles qui reposent sur un seuil d'alarme statique. La puissance de la maintenance intelligente réside dans l'analyse et le suivi de la santé des équipements issus d'un ensemble de données, ou même à partir de systèmes de surveillance basés sur les mesures de variables physiques fournies par des capteurs. Ce suivi dynamique des performances et de l'état de dégradation du système nécessite l'acquisition, la gestion centralisée, la validation et enfin l'analyse de l'énorme ensemble de données de nature très différente [4].

Apparu au début du troisième millénaire, le terme Prognostic and Health Management (PHM) a été défini comme une approche utilisant des mesures, modèles et algorithmes pour détecter les défaillances, évaluer la santé et prédire l'évolution de la dégradation du système [23]. Le PHM est une approche pérenne tout au long du cycle de vie du système, dont l'objectif est de réduire, voire d'éliminer les inspections du système et la maintenance à intervalles réguliers.

Héritier des principes de maintenance conditionnelle (CBM), le concept de PHM élargit ses capacités et propose un cadre solide pour l'optimisation de la maintenance afin d'augmenter la disponibilité opérationnelle du système.

Un outil moderne de PHM peut inclure un grand nombre de fonctions [6] telles que :

- La détection et l'isolation des défaillances.

- Algorithmes avancés de diagnostic et de pronostic.
- Algorithmes de défaillances et de tolérance à la dégradation.
- Estimation de la durée de vie utile restante d'un équipement.
- Le suivi de la santé et / ou de la dégradation d'un équipement.
- Le filtrage : les alarmes et la gestion de l'information en cédant la bonne information à la bonne personne au bon moment.
- Aider les algorithmes à la prise de décision pour la gestion du système.

La majeure partie de ces fonctions sont les évolutions des fonctions mises en ordre dans les systèmes de surveillance et de diagnostic [24]. Basé sur les concepts de la gestion de la santé des équipements, l'outil de PHM utilise ces fonctions de manière complémentaire afin qu'elles aient un meilleur impact sur l'activité de maintenance, plutôt que de les utiliser chacune seule. Même si chacune de ces fonctions est développée et améliorée en même temps que l'outil de PHM, le pronostic représente une nouvelle fonction qui semble être très difficile et même risquée d'un point de vue technologique [25]. Dans la littérature, l'approche PHM de la maintenance est généralement représentée par le cycle PHM [25, 26].

L'une des principales différences est le positionnement du diagnostic par rapport au pronostic. La mise en œuvre de l'approche PHM se fait en deux phases :

- Une première phase qui a pour objectif d'étudier quels facteurs agissent sur la santé du système et comment ils l'influencent. Cette étude permet de déterminer quels indicateurs de santé se rapportent au système considéré et d'établir les algorithmes de diagnostic et de pronostic adéquats.
- Une deuxième phase qui consiste en l'intégration et la mise en œuvre des outils déterminés dans la première phase. La première étape est une étape de traitement du signal afin d'extraire les indicateurs de santé du système. Ces indicateurs sont utilisés par l'étape de surveillance pour estimer l'état de santé actuel du système. L'état de santé actuel sert alors de point de départ pour les algorithmes de diagnostic et de pronostic dont les objectifs correspondants sont l'isolement des défaillances et la prédiction de l'évolution de la santé du système. Les sorties de ces algorithmes permettent d'ajuster le plan de maintenance et / ou de modifier les paramètres de contrôle du système. Nous parlons alors de

tolérance aux échecs ou à la dégradation.

Le pronostic est actuellement l'un des aspects les plus difficiles du cycle PHM ainsi que l'aspect ayant le plus grand potentiel en termes de réduction des coûts de fonctionnement tout au long du cycle de vie d'un système complexe, même en termes d'amélioration disponibilité et sécurité [27].

1.1.7 Prognostics and Health Management (PHM)

Le PHM (le pronostic et la gestion de santé en français) est une discipline focalisée sur la détection, la prédiction et le management de l'état de santé des systèmes complexes. Cette discipline est transversale aux domaines de l'instrumentation, du traitement de données et des signaux, de la surveillance des systèmes jusqu'au développement d'un processus d'aide à la décision. L'objectif de cette discipline est d'optimiser le compromis de disponibilité d'un système tout en assurant la sécurité des équipements et des personnes par une utilisation de la maintenance industrielle de manière adéquate.

Architecture du PHM

L'une des architectures développées les plus connues est appelée OSA/CBM (Open System Architecture for Condition-Based-Maintenance) (voir [28, 29, 30, 31]). Cette architecture intègre la transversalité des domaines intervenant dans la discipline PHM. Elle établit un cadre de communication entre le système, le système de surveillance et les différents experts concernés au travers de la maintenance industrielle (voir [32]).

Diverses architectures basées sur l'OSA/CBM ont été développées et appliquées à l'aérospatial, l'aéronautique, aux systèmes militaires, à l'électronique ou au nucléaire (voir [25, 33, 34, 35, 36, 37]).

Une vision globale de cette architecture PHM est donnée par la Figure 1.2 . Cette architecture est constituée de 7 couches fonctionnelles : [29]

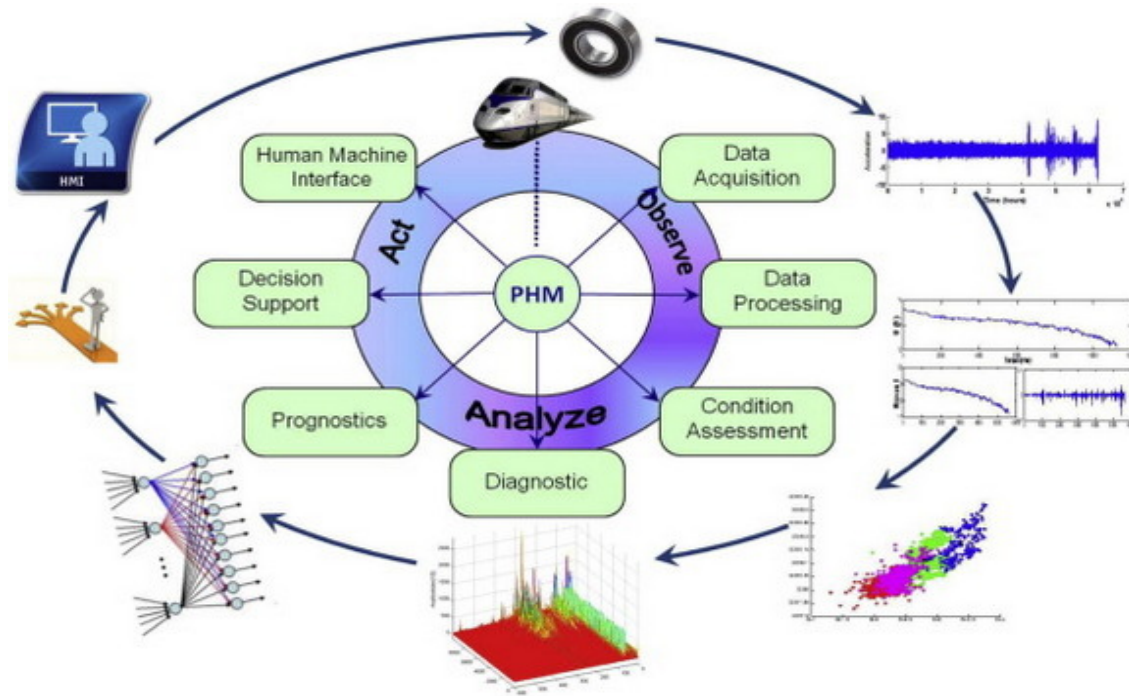


FIGURE 1.2 – Architecture OSA/CBM [2]

Couche 1 : Module capteurs. Ce module fournit au système des données numériques issues de capteurs ou de transducteurs.

Couche 2 : Module traitement du signal. Ce module reçoit les données à partir des capteurs ou transducteurs ou d'autres processeurs de signaux et réalise des transformations de signaux et des extractions de caractéristiques ou de descripteurs.

Couche 3 : Module de surveillance. Le module de surveillance compare les données en ligne avec certaines valeurs attendues ou connues ; il doit également être capable de générer des alertes en fonction de seuils préalablement fixés.

Couche 4 : Module de diagnostic. Ce module détermine si l'état du système, sous-système ou composant surveillé est dégradé ou non et suggère les défaillances probables.

Couche 5 : Module de pronostic. Ce module prédit l'état futur du système, sous-système ou composant surveillé. Le module s'appuie sur les données issues des modules précédents.

Couche 6 : Module d'aide à la décision. Sa fonction principale est de recommander des actions de maintenance ou d'autres alternatives pour continuer à faire fonctionner le système jusqu'à l'accomplissement de sa mission.

Couche 7 : Module de présentation. Ce module reçoit les informations de tous les modules précédents. Il peut être construit sous forme d'une IHM (Interface Homme-Machine).

La connaissance nécessaire à priori de cette architecture dépend des mécanismes des relations de cause à effet menant à la dégradation et de leurs influences sur l'apparition des défaillances. Le deuxième élément concerne l'acquisition de données d'entrée, de données de sortie, ainsi que potentiellement des données sensibles à l'évolution de l'état de santé ou de dégradation d'un système. L'étape suivante consiste à extraire des indicateurs de qualité de l'état de santé ou de dégradation, précurseurs de l'apparition de défaillances à partir des données acquises. Ces indicateurs peuvent être traités séparément ou encore être fusionnés avec d'autres indicateurs, afin de concevoir de nouveaux indicateurs possédant certaines propriétés recherchées [37, 2].

L'étape de surveillance, de diagnostic et de pronostic consiste à fusionner intelligemment ces indicateurs, de sorte à obtenir une estimation de l'état global de santé ou de dégradation d'un système. Puis, deux stratégies peuvent être envisagées suivant l'état de santé du système. Dans le cas de présence de défaillances sur le système, un processus de diagnostic est alors mis en place afin de détecter, de localiser et d'identifier le ou les composants en défaillance. Dans le cas d'absence de défaillances, un processus de pronostic est mis en place en vue d'estimer le temps de vie restant suivant les conditions opérationnelles, à partir d'un horizon de temps d'observation donné sur un système [4].

Enfin, les deux dernières étapes concernent l'aide à la décision pour maintenir la disponibilité d'un système, tout en assurant un compromis entre la sécurité et les coûts d'exploitation. Certaines actions peuvent être entreprises comme la planification/réalisation d'actions de

maintenance suivant les impératifs d'exploitation associés au système [38].

1.2 Le pronostic industriel

1.2.1 Dégradation vs Pronostic

Le diagnostic et le pronostic sont deux mots d'origine grecque. Au sens étymologique, le diagnostic est l'acquisition de la connaissance à partir de signes observables, alors que le pronostic est la précognition ou la connaissance préalable. Au sens automatique, le sens des deux mots est plus précis et technique. Le diagnostic consiste en la régression dans le temps pour expliquer pourquoi le système est dans un état donné à l'instant t . Le pronostic consiste à anticiper dans le temps afin de prédire l'état futur du système à l'instant $t + \Delta t$. Le diagnostic et le pronostic sont deux processus parallèles qui peuvent être utilisés de manière complémentaire ou séparée [39].

Le diagnostic et le pronostic restent intrinsèquement liés par la chaîne «causes-conséquences», ainsi que par les concepts qu'ils manipulent pour apprendre : les défauts, les échecs et les dégradations. Ces derniers concepts ont dans la littérature des différentes définitions pour différents auteurs. Nous utiliserons les définitions suivantes [40] :

- Un *défaut* est l'écart de comportement entre une caractéristique observée et une caractéristique théorique.
- Un *échec* est l'incapacité d'un équipement à accomplir sa fonction.
- Une *dégradation* est l'usure de l'équipement, et la diminution de ses performances.

Les défaillances sont des concepts que nous qualifions de discrets puisqu'ils représentent un état de l'équipement, alors que la dégradation est un concept continu qui évolue au cours de la vie de l'équipement.

1.2.2 Définitions et méthodologies

Dans la littérature, d'un auteur à l'autre, la définition de pronostic se change [29, 41, 42, 43, 44, 45], mais ils sont tous d'accord sur un point : le pronostic est un processus englobant une capacité de prédiction. La principale différence entre les définitions proposées est l'horizon sur lequel cette prédiction est effectuée. Pour certains auteurs, le pronostic est la capacité à détecter et isoler les défauts du nouveau-né ou même les éléments conduisant à des défauts. Pour d'autres, le pronostic est la capacité à estimer la durée de vie utile restante (RUL) d'un équipement en fonction de son historique de fonctionnement et de son utilisation future. La durée de vie restante est généralement définie en termes de temps, de cycle de charge ou de mission [28]. Dans le premier cas, l'horizon de prédiction est le court terme puisque le défaut existe déjà, alors que dans le second cas, l'horizon est le long terme. L'expression "diagnostic prédictif" est plus explicite dans le premier cas [30].

Quelle que soit la méthodologie utilisée pour le pronostic, la notion de dégradation est un élément intrinsèque car elle caractérise l'usage de l'équipement. Le pronostic peut être considéré comme le diagnostic d'un état de dégradation, où l'état de dégradation est un sous-état de l'état nominal de l'équipement. Une notion également liée au pronostic est la notion d'incertitude car il est très difficile de prédire l'avenir d'une manière sûre et certaine [46].

L'analyse de différentes méthodologies de pronostic dans la littérature permet de mettre en évidence trois principes d'approches de pronostic. La différence entre les trois principes se situe au niveau de l'utilisation des variables de dégradation de manière directe ou indirecte [46].

1.2.3 Définition du pronostic

Le terme pronostic trouve son origine dans le mot grec "progignôskein" qui signifie "savoir d'avance". Le pronostic industriel est appelé prédiction de la durée de vie d'un système et correspond au dernier niveau de classification des méthodes de détection des dommages introduit par [11]. Le pronostic peut également être défini comme une mesure de probabilité : un

moyen de quantifier le risque qu'une machine fonctionne sans faute ou panne jusqu'à un certain temps. Cette «valeur pronostique probabiliste» est d'autant plus intéressante que le défaut ou la défaillance peut avoir des conséquences catastrophiques (par exemple une centrale nucléaire) et que le responsable de la maintenance doit savoir si les intervalles d'inspection sont appropriés. Cependant, un petit nombre d'articles abordent cette connotation pour le pronostic [47, 48].

Enfin, bien qu'il existe quelques divergences dans la littérature, le pronostic peut être défini comme suit : "le pronostic est l'estimation du temps de défaillance et du risque pour un ou plusieurs modes de défaillance existants et futurs" [49]. Dans cette connotation, le pronostic est également appelé "prédiction de la durée de vie d'un système" car il s'agit d'un processus dont l'objectif est de prédire la durée de vie restante (RUL) avant une défaillance. Les principales étapes définies dans cette norme sont résumées dans la figure 1.3.



FIGURE 1.3 – Résumé de la norme ISO 13381-1 : 2004 Étapes Principales [3]

La première étape consiste à surveiller le système par un ensemble de capteurs ou d'inspections réalisés par les opérateurs. Les données surveillées sont ensuite prétraitées afin d'être utilisées par le module Diagnostic. La sortie de ce module identifie le mode de fonctionnement réel. Cet état est ensuite projeté dans le futur, en utilisant des outils adéquats, afin de prédire l'état futur du système. Le point d'intersection entre la valeur de chaque paramètre ou caractéristique projetée et son seuil d'alarme correspondant conduit à ce que l'on appelle RUL (durée de vie utile restante) du système (figure 1.4).

Enfin, des actions de maintenance appropriées peuvent être prises en fonction du RUL estimé. Ces actions peuvent viser à éliminer l'origine d'une panne qui peut conduire le système à évoluer vers un mode de défaillance critique, retarder l'instant d'une panne par certaines actions de maintenance ou simplement arrêter le système si cela est jugé nécessaire. Chaque système

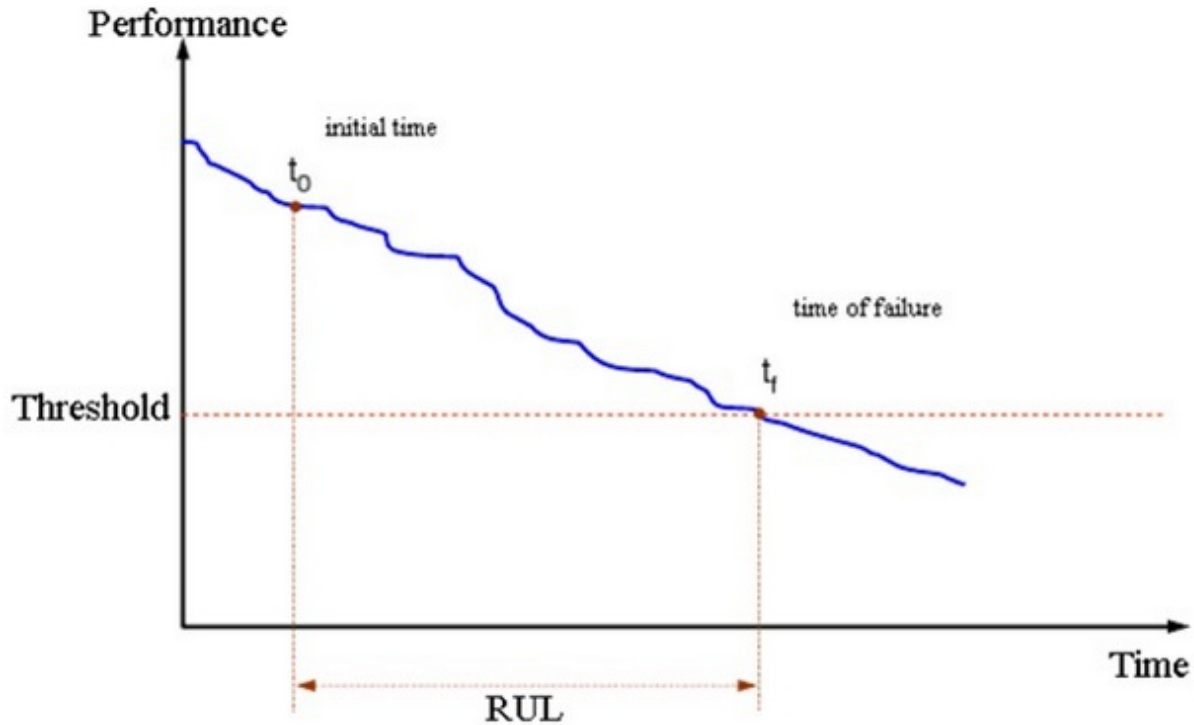


FIGURE 1.4 – Définition de l'intervalle RUL [4]

ou composant d'un système passe par trois périodes au cours de sa vie de fonctionnement. La dernière phase de chaque vie du système représente la période de dégradation conduisant à une défaillance par détérioration progressive. Il est important de prédire, à chaque instant, la durée de vie restante afin d'éviter les défauts coûteux et d'éviter les pannes catastrophiques.

1.3 Le rôle du pronostic dans le processus de durée de vie

Le pronostic est un processus englobant une capacité de prédiction. C'est la capacité à estimer la durée de vie utile restante (RUL) de l'équipement en termes de son historique de fonctionnement et de son utilisation future. Prédire la RUL des systèmes industriels devient actuellement un objectif important pour les industriels sachant que la panne, dont les conséquences sont généralement très coûteuses, peut se produire soudainement.

Les stratégies classiques de maintenance [31] ne sont pas plus efficaces et pratiques car elles ne prennent pas en compte l'état de fonctionnement instantané du produit. Adopter une main-

tenance systématique préventive par un remplacement fréquent pour augmenter la disponibilité du système est une stratégie coûteuse [45, 47]. L'introduction d'une approche pronostique en tant que maintenance «intelligente» consiste en l'analyse, la surveillance et le suivi de la santé, basés sur des mesures physiques à l'aide de capteurs.

Le RUL d'un système en service peut s'exprimer en heures de fonctionnement, en Kilomètres ou en cycles. Si nous pouvons prédire efficacement l'état des machines et des systèmes, des actions de maintenance peuvent être prises à l'avance. Un pronostic bon et fiable nécessite un diagnostic correct et fiable [4].

La science et la technologie du PHM offrent le potentiel d'améliorer de manière significative la sécurité, la fiabilité et la disponibilité des ressources de grande valeur [50, 51]. Ce concept repose sur un processus en boucle fermée dont la mise en œuvre réussie dépend de l'intégration de plusieurs éléments multidisciplinaires, notamment [52] :

1. Détection à bord des paramètres opérationnels et de l'état des dommages matériels ;
2. Diagnostiquer les tendances, les défaillances et les dommages sous-jacents ;
3. Prédire la durée de vie utile restante en termes de probabilité de défaillance et de limites de performances fiables,
4. Et décider des actions appropriées : chaque fois que la ressource est capable de réaliser une mission donnée ou bien a besoin d'être inspectée, entretenue ou remplacée.

1.4 Etat de l'art des approches du pronostic

Diverses approches du pronostic ont été développées. Mettre au travail un processus de pronostic consiste à exécuter un ensemble de traitements à partir des informations saisies. Les différentes approches du pronostic sont regroupées en fonction de leur applicabilité et de leur rendement économique. Ce sont trois familles [45, 53] :

- Une approche basée sur le modèle physique.
- Une approche guidée par les données.

- Une approche basée sur l'expérience.

La pyramide reproduite dans la figure 1.5 met en évidence la hiérarchie de ces différentes familles. Selon [54], le choix d'une famille d'approche se fait en répondant à deux questions :

- Est-il possible de construire un modèle physique pour les mécanismes de dégradation?
- L'instrumentation de l'équipement est-elle suffisante pour évaluer un indicateur d'évolution de la dégradation?

Si la réponse à la première question est positive, la mise en œuvre d'une approche basée sur des modèles physiques est envisagée. De plus, si la réponse à la deuxième question est positive, une approche guidée par les données est possible. Dans le cas où la réponse aux deux questions est négative, une approche basée sur l'expérience est la meilleure solution. Une étude réalisée sur plus de 100 publications dans le domaine du pronostic [55] montre que dans le secteur industriel, les approches guidées par les données et basées sur l'expérience ont mises en œuvre.

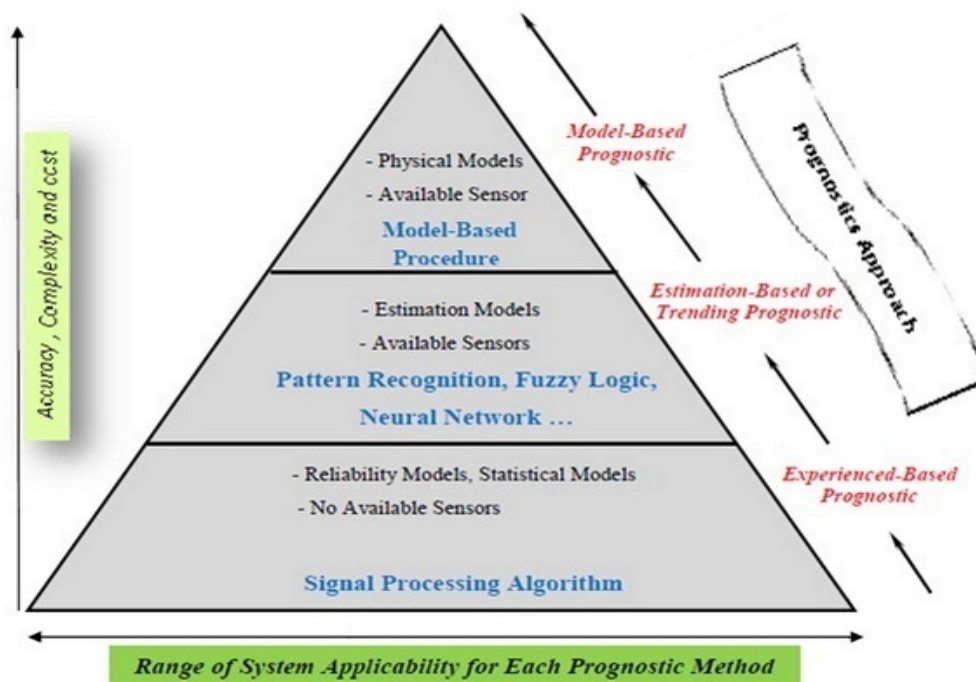


FIGURE 1.5 – Les approches du pronostic [4, 5]

Le choix d'utilisation d'une de ces approches est fonction des données disponibles qui peuvent être fournies en entrée de la fonction de pronostic [54]. Chacune d'entre elles est l'objet d'une description sommaire dans les parties suivantes. Elles sont cependant plus détaillées dans [25].

1.4.1 Approche basée sur le modèle physique

Le pronostic basé sur les modèles [56] fait appel à une fonction mathématique connue de la dynamique de la dégradation, surveillée par un indicateur, conduisant à la défaillance d'un composant. Le résultat de la fonction pronostic implémentant ce type d'approche est le temps de vie résiduel ou RUL du composant.

La mise en œuvre est assez aisée si l'évolution dans le temps de l'indicateur associé à la dégradation est une fonction monotone. La dégradation est aussi souvent fonction du mode de fonctionnement des composants [57]. Ainsi, lorsqu'un changement de mode de fonctionnement intervient dans l'utilisation du système, la fonction de dégradation doit être mise à jour pour une dégradation donnée. Le problème de ce type d'approche vient du fait qu'il faut disposer des indicateurs de surveillance de dégradation et de leur fonction d'évolution pour chaque mode de fonctionnement. Ceci n'est pas toujours possible.

En effet, il apparaît que les mesures émanant d'un dispositif à surveiller ne sont pas forcément pertinentes pour la surveillance de l'état de dégradation du système. Il apparaît donc que l'implémentation d'une fonction de pronostic sur un système doit être établie dès la conception afin de pouvoir spécifier et lister les données nécessaires à la mise en œuvre de ce type de résultats.

Des alternatives existent et nécessitent la construction d'un indicateur générique issu de différentes mesures qui mettent en œuvre des techniques de traitement du signal. Ces alternatives peuvent être utiles dans le cas où une surveillance des dégradations doit être établie sur un système déjà existant ne permettant pas d'évolution vers ce type de services ou ne pouvant pas accueillir de capteurs dont les mesures seraient utilisées à des fins de pronostic [58].

Avantages et inconvénients de la première approche

Le principal avantage des approches basées sur des modèles est leur capacité à intégrer la compréhension physique du système surveillé [57]. De plus, dans de nombreuses situations, les modifications du vecteur de caractéristiques sont étroitement liées aux paramètres du modèle et une correspondance fonctionnelle entre les paramètres de dérive et les caractéristiques pronostiques sélectionnées peuvent être établie [57]. De plus, si la compréhension de la dégradation du système s'améliore, le modèle peut être adapté pour augmenter sa précision et pour résoudre les problèmes de performance subtils. Par conséquent, ils peuvent largement dépasser les approches basées sur les données (section suivante).

Mais cette relation fermée avec un modèle mathématique peut également être une faiblesse importante : il peut être difficile, voire impossible, d'attraper le comportement du système. De plus, certains auteurs pensent que les outils de surveillance et de pronostic doivent évoluer comme le fait le système [57, 58].

1.4.2 Approche guidée par les données

Le pronostic guidé par les données exploite les données des indicateurs de dégradation ou d'intervention de maintenance délivrés respectivement par le processus de surveillance et d'aide à la décision (données calorimétriques de calibrage, données spectrométriques, puissance, vibration, température, pression, débris d'huile, tension, etc.). Ce type de pronostic se fonde sur l'hypothèse que les caractéristiques statistiques des données sont relativement inchangées à moins qu'un défaut de fonctionnement ne se produise dans le système [5].

L'implémentation d'une approche guidée par les données est relativement simple car elle ne requiert pas la connaissance formelle des mécanismes de dégradation. Elle permet de transformer simplement des données bruitées en informations pertinentes pour des décisions de pronostic. En outre, cette approche peut être adaptée à tout type d'application disposant de données suffisantes en quantité et qualité. En revanche, c'est là également sa principale limite :

l'efficacité d'une approche de pronostic guidée par les données dépend fortement de l'existence de ces données opérationnelles. Par ailleurs, le processus de surveillance conditionne également la justesse du pronostic par sa capacité à fournir une estimation fiable et précise de l'état de santé courant du système

[4, 58, 5].

Trois catégories de méthodes de pronostic guidé par les données sont recensées dans [4, 53, 59]. Elles sont distinguées par la nature des techniques exploitées :

- Le pronostic par analyse de tendance exploitant des modèles statistiques,
- Le pronostic par apprentissage automatique exploitation de modèles de type boîte noire issus de l'intelligence artificielle,
- Le pronostic basé sur un estimateur d'état.

Les approches basées sur les données nécessitent que les informations extraites des capteurs soient suffisantes en qualité et en quantité pour évaluer l'état actuel ou l'image de l'état actuel de la dégradation du système.

Le concept de cette approche consiste à collecter des informations et des données sur le système et à les projeter afin de prévoir l'évolution future de certains paramètres, descripteurs ou caractéristiques, et donc de prévoir les éventuelles erreurs probables. Sans être exhaustifs, les outils mathématiques utilisés dans cette approche sont principalement ceux utilisés par la communauté de l'intelligence artificielle, à savoir : séries de prédiction temporelles, techniques d'analyse des tendances, réseaux de neurones, systèmes neuro-flous, modèles de Markov cachés et réseaux bayésiens dynamiques [30, 59, 60].

L'avantage de cette approche est que, pour un système bien surveillé, il est possible de prédire l'évolution future de la dégradation sans avoir besoin d'un modèle mathématique préalable de la dégradation. Cependant, les résultats obtenus par cette approche souffrent de précision et sont parfois considérés comme locaux (pour les réseaux de neurones et les méthodes neuro-floues). De plus, le système de surveillance doit être bien conçu pour assurer des résultats de

pronostic acceptables.

Les approches basées sur les données utilisent des données réelles recueillies en ligne avec des capteurs ou par des mesures de l'opérateur pour approcher et suivre les caractéristiques révélant la dégradation des composants et prévoir le comportement global d'un système. En effet, dans de nombreuses applications, les données d'entrée / sortie mesurées sont la principale source d'une meilleure compréhension de la dégradation du système. Les approches fondées sur les données peuvent être divisées en deux catégories : les techniques d'intelligence artificielle (IA) (réseaux de neurones, systèmes flous, etc.) et les techniques statistiques (méthodes statistiques multi variées, discriminateurs linéaires et quadratiques, moindres carrés partiels, etc.) [30, 59, 60].

Analyse pronostic par tendance

Ce type d'approche repose sur la dérivation de l'indicateur de l'état de dégradation par rapport à son état de fonctionnement normal. Les outils utilisés pour mettre en œuvre ces approches sont les outils de prédiction des séries chronologiques et les modèles de classification multi-variables. Le choix d'un outil dépend du nombre d'indicateurs de dégradation ainsi que du nombre de modes de fonctionnement identifiés [4, 53, 59].

L'outil peut être très simple, comme par exemple une régression linéaire. Dans ce cas, les n derniers points calculés à partir de l'indicateur de dégradation permettent d'estimer les coefficients de la fonction affine caractérisant la tendance de l'indicateur. Le pronostic est alors accompli par la détermination du point d'intersection de cette fonction avec le seuil critique de défaillance [4, 53, 59].

Le résultat du pronostic est alors dans ce cas, le délai avant défaillance de l'équipement [61]. Sur la base du même principe, un modèle prédictif de type ARMA (Auto Regressive with Mobile Average) peut être utilisé [62]. Les paramètres de ce modèle sont ensuite mis à jour en temps réel à l'aide d'un algorithme des moindres carrés. Les auteurs de [63] utilisent une méthode de

prédiction pour l'état de dégradation d'un compresseur. L'outil utilisé pour ce type de pronostic pourrait être la technique d'analyse des composants principaux (ACP) ou la discrimination linéaire et quadratique [64]. Ces outils peuvent également être appliqués sur des indicateurs temporels ou sur des indicateurs de fréquence [65].

Généralement, ce type de pronostic donne de meilleurs résultats au niveau du système plutôt qu'au niveau de l'équipement, car la dégradation des performances du système résulte généralement de l'interaction des différents équipements constitutifs avec un fonctionnement dégradé [50]. L'analyse des tendances et la prévision de l'indicateur peuvent également être réalisées en fonction des variables influençant la dégradation [66].

Pronostic par apprentissage

Ce type de pronostic utilise principalement des techniques issues de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle. Actuellement, les principales techniques utilisées sont les réseaux de neurones artificiels (RNA) [67]. Un RNA est un outil, généralement utilisé pour les modèles non linéaires, qui permet d'établir une relation fonctionnelle entre un vecteur d'entrées et un vecteur de sorties souhaité. Les paramètres de ces modèles sont ajustés afin d'obtenir des performances optimales. Différentes techniques peuvent être utilisées pour ajuster ces paramètres, comme la technique d'optimisation [4].

Le réseau est d'abord formé en utilisant des données représentant l'évolution de la dégradation pendant toute la durée de vie de l'équipement, jusqu'à ce qu'une défaillance se produise. Par la suite, le réseau est utilisé pour détecter ou prédire l'évolution de l'indicateur de dégradation à l'aide d'autres données, en restant toujours dans les mêmes modes de fonctionnement pendant la période d'apprentissage. Les entrées du réseau sont généralement les valeurs discrètes des indicateurs de l'instant t_{k-n} à t_k et les sorties sont :

- Soit l'état actuel de l'équipement. Dans ce cas, le réseau réalise une classification afin de connaître la situation d'entrée en fonction des situations apprises.

- Soit les valeurs des indicateurs de dégradation à l'instant t_{k+T} . Le réseau réalise alors une extrapolation à partir de la situation d'entrée.

Dans le domaine des problèmes de maintenance, les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les systèmes neuro-flous (NF) ont été utilisés avec succès pour soutenir les processus de détection, de diagnostic et de prédiction, et les travaux de recherche soulignent l'intérêt de les utiliser [68, 69, 70, 71, 72] : Les RNAs et les NFs sont des outils de modélisation généraux et flexibles, en particulier pour les problèmes de prédiction.

Estimation pronostic par état

L'approche par estimation d'état est généralement utilisée lorsqu'un système de surveillance par images et reconnaissance de formes est déjà mis en œuvre sur l'équipement. La forme est, dans ce cas, considérée comme une image de la dégradation de l'équipement. Le pronostic vise alors à prédire l'évolution de la forme [25].

Avantages et inconvénients de la deuxième approche

La force des techniques basées sur les données réside dans leur capacité à transformer des données bruitées de grande dimension en informations de moindre dimension pour les décisions de diagnostic / pronostic. Les techniques d'IA ont été de plus en plus appliquées au pronostic de la machine et ont montré des performances améliorées par rapport aux approches conventionnelles [5].

Dans la pratique, cependant, il n'est pas facile d'appliquer les techniques d'IA en raison du manque de procédures efficaces pour obtenir des données de formation et des connaissances spécifiques. Jusqu'à présent, la plupart des applications de la littérature utilisent uniquement des données expérimentales pour la formation de modèles. Ainsi, les approches basées sur les données dépendent fortement de la quantité et de la qualité des données opérationnelles du

système [4].

1.4.3 Approche basée sur l'expérience

Cette approche est appelée approche pronostique basée sur l'expérience ou basée sur la probabilité ou statistique.

Il est nécessaire de ne pas pouvoir utiliser les deux approches précédentes. Il est basé sur une fonction de fiabilité ou sur un processus bayésien où les paramètres sont issus de l'expérience de retour ou de l'opinion d'experts. Ses inconvénients sont l'incapacité à traiter des systèmes complexes de nombreux composants et son principe binaire exclusif (succès / échec) plutôt que des états de dégradation continus.

Lorsque l'obtention d'un modèle physique d'un équipement est difficile et qu'il est impossible d'estimer la dégradation à partir des capteurs installés sur l'équipement, le pronostic basé sur l'expérience peut être la seule alternative [53]. Cette forme de pronostic est la moins complexe mais nécessite un excellent retour d'expert sous forme de données historiques, de bases de connaissances ou de données d'experts. Cette expertise permet une modélisation stochastique ou probabiliste de la dégradation. C'est la forme la mieux adaptée aux systèmes complexes, très difficiles à modéliser physiquement et dont les indicateurs de dégradation sont sensibles aux conditions d'utilisation [54].

Cette approche pronostique consiste à utiliser des modèles probabilistes ou stochastiques du phénomène de dégradation, ou du cycle de vie des composants, en prenant en compte les données et les connaissances accumulées par l'expérience pendant toute la période d'exploitation du système industriel.

Le modèle probabiliste peut être une simple fonction de probabilité ou une modélisation sous forme de processus stochastique. Dans ce cadre, les fonctions de probabilité les plus utilisées sont : la loi de Weibull, la loi exponentielle lorsque le taux de défaillance est supposé être

constant et les lois normales, log-normales et de Poisson. Les paramètres de chaque loi sont estimés à partir des données collectées pendant toute la période d'exploitation (retour d'expérience, données de maintenance, etc.). Les modèles de processus stochastiques peuvent être markoviens ou semi-markoviens.

Les modèles basés sur l'expérience [59] s'appuient sur des mesures de surveillance de la santé de la machine telles que le jugement expert, le modèle stochastique, le processus markovien, l'approche bayésienne, l'analyse de fiabilité, l'optimisation de la maintenance préventive, etc. Leur méthodologie pronostique s'avère simple mais inflexible face aux changements de comportement et d'environnement du système.

Avantages et inconvénients de la troisième approche

L'avantage de cette approche est qu'il n'est pas nécessaire d'avoir des modèles mathématiques complexes pour faire du pronostic. En outre, cette approche est facile à appliquer sur les systèmes pour lesquels des données importantes sont stockées dans une même norme qui facilite leur utilisation. Par exemple, une entreprise qui a créé pendant une longue période une base de données de production et de maintenance avec quelques règles et normes mineures pour le stockage des données peut facilement obtenir l'estimation des paramètres des lois de probabilité [4, 5].

Cependant, le principal inconvénient de cette approche réside dans la quantité de données nécessaires pour estimer les paramètres des lois utilisées. En effet, une quantité considérable et importante de données d'exploitation est nécessaire pour déterminer les paramètres qui modélisent fidèlement le phénomène de dégradation ou le cycle de vie du système concerné. Par conséquent, cette approche ne peut être appliquée dans le cas de nouveaux systèmes pour lesquels il n'existe pas de données issues du retour d'expérience. L'autre type de problème est que dans la plupart des cas, il est nécessaire de filtrer et de prétraiter les données pour en extraire les données utiles, car les données stockées ne sont pas toujours directement exploitables (par exemple, dans la même entreprise, deux opérateurs de maintenance peuvent entrez deux infor-

mations ou appréciations différentes pour le même problème résolu [4].

1.4.4 Synthèse

Nous avons présenté dans les sections précédentes un état de l'art des différentes approches inventées et appliquées pour une fonction pronostique. Le tableau 1.1 présente un résumé comparatif du besoin de pronostic dans le cas de trois familles d'approches. Nous notons que la majeure partie des approches présentées s'appliquent à une composante élémentaire du pronostic et restent difficiles à utiliser pour un système complexe.

	Approches		
	Basée sur les Modèles	Guidées par les Données	Basées sur l'expérience
Modèle du système	Nécessaire	Utile	Pas nécessaire
Historique des défaillances	Utile	Pas nécessaire	Nécessaire
Conditions passées	Nécessaire	Pas nécessaire	Utile
Conditions actuelles	Nécessaire	Nécessaire	Utile
Méthodes de reconnaissance des défaillances	Nécessaire	Nécessaire	Pas nécessaire
Historique des défaillances	Utile	Pas nécessaire	Utile
Général	Capteurs et modèle	Capteurs, pas de Modèle	Pas de capteur, pas de modèle

TABLE 1.1 – Approches de pronostic et type d'information nécessaire [10]

Dans les approches basées sur des modèles physiques ou mathématiques, la connaissance des équations du comportement dynamique de la dégradation rend leur utilisation très flexible. Si les propriétés du système ou de dégradation changent, les paramètres du modèle peuvent

être réajustés. Mais le développement d'un tel modèle est très coûteux car il faut avoir un haut niveau de qualification pour maîtriser les mécanismes de dégradation des équipements. Ce type de modèle présente également des difficultés de calcul lors de sa simulation [10].

Les approches guidées par les données supposent une estimation fiable de l'état ou de l'image de l'état de dégradation actuel afin de prédire l'évolution future du système. Les méthodes d'analyse des tendances manquent de réactivité face à un changement de conditions d'utilisation. L'efficacité des méthodes d'apprentissage est étroitement liée à l'échantillonnage des données servant à calculer les paramètres du modèle. Si une situation inhabituelle se produit, le pronostic peut être aléatoire. Ces méthodes basées sur l'estimation d'état nécessitent un modèle du comportement de l'indicateur de dégradation et sont sensibles au mode de fonctionnement [10, 73].

Le pronostic basé sur l'expérience nécessite peu de connaissances spécialisées sur les mécanismes de dégradation. Il reste facile à mettre en œuvre mais il n'est pas réactif face à un changement de mode de fonctionnement du système. En fait, les modèles généralement créés et conçus sont considérés comme des modèles moyens de nombreux équipements. Bien que de nombreuses solutions aient été trouvées pour répondre au problème de la réactivité, ces modèles restent généralement difficiles à mettre en œuvre. De plus, les modèles construits n'ont que deux états, un état de fonctionnement nominal et un état de défaillance et ne comportent pas d'état de fonctionnement dégradé. De nombreux travaux ont été réalisés pour augmenter le nombre d'états et ceci en utilisant des simulations de Monte Carlo, mais le temps de calcul reste très long [73].

1.5 Les métriques de performance du pronostic

Dans cette section, des mesures de performances différentes sont décrites. Trois d'entre elles sont les métriques les plus utilisées dans la communauté, à savoir l'exactitude, la précision et l'erreur quadratique moyenne (MSE). Ce sont les quelques métriques les plus couramment uti-

lisées dans divers domaines de prédiction et ont donc été choisies parmi d'autres pour illustrer comment ces mesures sont utiles, mais ne permettent pas de saisir les aspects des estimations pronostiques qui varient dans le temps. Ces indicateurs illustrent également une série d'améliorations par rapport aux précédentes afin d'intégrer davantage d'aspects de l'évaluation des performances. Une description de ces métriques est suivie d'une discussion sur les faiblesses spécifiques des pronostics qui ouvre la possibilité de définir davantage de métriques. Des nouvelles mesures ont été introduites pour remédier à ces lacunes [74, 75, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82, 6].

1.5.1 L'exactitude (Accuracy)

L'exactitude mesure la proximité de la date de défaillance prévue avec la date de défaillance réelle. Le calcul de cette métrique représente un point critique dans le processus de pronostic. Le calcul de cette grandeur s'appuie sur l'existence de données historiques sur plusieurs composants tombés en panne suite à des sollicitations subies tout au long d'une période de temps connue, ce qui n'est pas toujours possible (matériel unique) [74, 75, 76].

Si un ensemble de N systèmes sont tombés en panne (avec les pronostics associés), l'exactitude est définie dans l'équation (1.1) [25] :

$$Exactitude = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp \frac{D_i}{D_0} \quad (1.1)$$

Avec,

- $D_i = |\hat{t}_{fail}(i) - t_{fail}(i)|$ la distance entre les instants prévus et réels de défaillance.
- D_0 une constante de normalisation dont la valeur est basée sur l'importance de la valeur réelle dans l'application.

La fonction exponentielle est employée ici pour donner une courbe lisse monotonicement décroissante. La valeur de $\exp \frac{D_i}{D_0}$ représente la décroissance de l'exactitude. Autrement dit, l'exactitude est grande (proche de 1) quand la valeur prévue est identique à la valeur réelle et diminue quand la valeur prévue dévie de la valeur réelle. La fonction exponentielle a également le taux de décroissance le plus grand quand D_0 est proche de 0. Une illustration de cette

métrique est proposée en figure 1.6

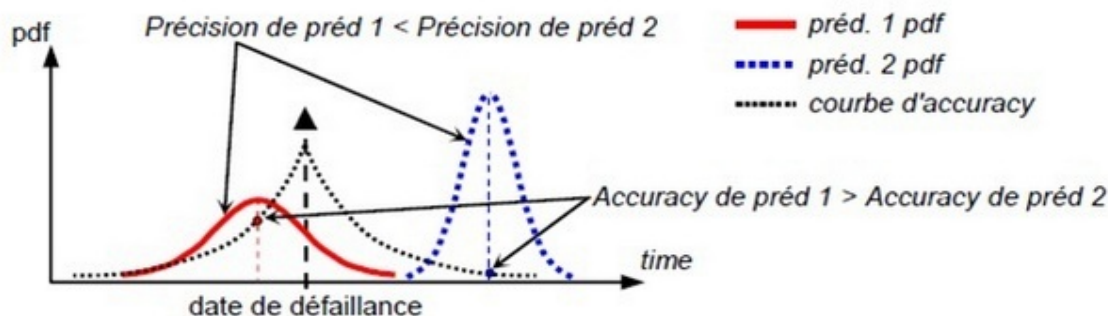


FIGURE 1.6 – Mesures de performances du système de pronostic : "Exactitude" et "Précision" [5, 6]

1.5.2 La précision

La précision est une mesure de dispersion des prédictions. Elle permet d'évaluer comment les valeurs prédites sont groupées autour de l'intervalle dans lequel survient la défaillance (Figure 1.6). La précision dépend fortement du niveau de confiance et de la distribution des prédictions. La précision est définie dans l'équation (1.2) :

$$Précision = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp - \left(\frac{R_i}{R_0} \right) \right) \exp \frac{\sigma^2}{\sigma_0} \quad (1.2)$$

Avec,

- σ_0 et R_0 des facteurs de normalisation, et R_i l'intervalle de confiance de la prédiction pour l'expérimentation i ,
- $\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2$ et $\bar{E} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i$,
- $E_i = \hat{t}_{fail}(i) - t_{fail}(i)$.

De même, une fonction exponentielle est employée ici pour définir les relations entre l'écart type de la prédiction, l'intervalle de confiance et la précision. La précision a une valeur entre 1 et

0 (1 indiquant la précision la plus élevée et 0 la plus basse). La complémentarité de l'exactitude et de la précision est illustrée dans la figure 1.6.

1.5.3 L'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error (MSE))

MSE fait la moyenne de l'erreur de prédiction au carré pour toutes les prédictions et encapsule à la fois l'exactitude et la précision. Un dérivé de MSE, souvent utilisé, est l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Squared Error (RMSE)), qui est la mesure de la précision la plus largement utilisée, le MSE est calculé selon l'équation (1.3) [77].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (1.3)$$

Avec, t_i représente la valeur estimée et a_i représente la valeur réelle.

C'est malgré le fait qu'il a été largement accepté qu'une mesure sans unité devrait être utilisée pour les comparaisons et que la MSE ou la RMSE ne sont pas exemptes d'unités [78].

Les mesures d'erreur basées sur les MSE peuvent ne pas convenir car elles sont sensibles aux données non normales contaminées par des valeurs aberrantes, elles ne sont pas fiables pour des échantillons plus petits et difficiles à comprendre pour les utilisateurs [79]. Dans la littérature, plusieurs améliorations par rapport aux MSE ont été suggérées. Par exemple, lors des comparaisons basées sur les MSE dans les séries, les mesures relatives doivent être calculées en utilisant un benchmark. Par exemple, Log Mean Squared Error Ratio (LMR) qui est calculé en prenant le log du rapport de MSE de l'algorithme désiré sur le MSE d'un algorithme de benchmark [80]. Alternativement, des comparaisons ont également été faites après soustraction de MSE des algorithmes de benchmark [81].

1.5.4 L'erreur de pourcentage absolu moyen (Mean Absolute Percentage Error (MAPE))

Pour les applications de prédiction, il est important de faire la distinction entre les erreurs observées loin de la fin de vie et celles observées près de la fin de vie. Des erreurs plus petites

sont souhaitables à l'approche de la fin de vie. Par conséquent, MAPE évalue les erreurs avec les règles RUL et établit la moyenne des erreurs en pourcentage absolues dans les prévisions multiples. Au lieu de la moyenne, la médiane peut être utilisée pour calculer l'erreur de pourcentage absolue médiane (Median Absolute Percentage Error (MdAPE) d'une manière similaire [78, 82]. Le MAPE est calculé selon l'équation (1.4).

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{1000\Delta(i)}{r(i)} \right| \quad (1.4)$$

Avec,

- $\Delta(i)$ est l'erreur entre le RUL estimé et le RUL réel à l'instant t_i ,
- r_i est le RUL réel à l'instant t_i .

1.5.5 L'horizon de prédiction

Horizon de prédiction a été dans la littérature depuis un certain temps, mais aucune définition formelle n'est disponible. La notion suggère que plus l'horizon des pronostics est long, plus on dispose de temps pour agir sur la base d'une prédiction qui a une certaine crédibilité. Nous définissons Horizon de pronostic comme la différence entre le moment actuel t_i et l'EOP (End Of Prediction, est le premier t_i après que la prédiction ait dépassé le seuil d'échec.) utilisant des données accumulées jusqu'à t_i , à condition que la prédiction réponde aux spécifications souhaitées. Cette spécification peut être spécifiée en termes d'erreur autorisée liée (α) autour de la vraie fin de vie EOL (End of Life). Cette mesure garantit que les estimations prévues se situent dans les limites spécifiées autour de la fin de vie réelle et que les prévisions peuvent être considérées comme fiables. L'horizon de prédiction est calculé selon l'équation (1.5).

$$HP = EOP - i \quad (1.5)$$

Avec, $i = \min\{j | (j \in N) \wedge (RUL_{réel}(1 - \alpha) \leq RUL_{estimé}(j) \leq RUL_{réel}(1 + \alpha))\}$

Par exemple, un HP avec une limite d'erreur de $\alpha = 5\%$ identifie lorsqu'un algorithme donné commence à prédire des estimations se situant à moins de 5% de la fin de vie réelle. D'autres spécifications peuvent être utilisées pour obtenir le HP souhaité [5, 82, 6].

1.5.6 L'opportunité (Timeliness)

Le timeliness est la position relative de la fonction de densité de probabilité (pdf : probability density function) du modèle de pronostic par rapport à l'apparition de l'événement de défaillance. Cette mesure évolue à mesure que les données sont disponibles et permet de juger du moment adéquat pour effectuer la maintenance (figure 1.7). Les auteurs de [83] préconise de définir des limites au plus tôt et au plus tard au-delà desquelles la valeur prédite doit être considérée comme inacceptable d'un point de vue performance. Ces deux limites sont la conséquence du fait que l'erreur de prédiction n'est pas systématiquement centrée par rapport à zéro (où l'erreur est définie comme la différence entre la vie restante réelle et la vie restante estimée). Par exemple, si la prédiction est "trop tôt", l'alarme résultante sollicite trop tôt l'intervention pour vérifier le potentiel d'apparition d'une défaillance, pour surveiller les diverses variables de processus et pour effectuer une modalité de reprise. Dans l'autre cas, si la défaillance est prévue "trop tard", cette erreur réduit le temps disponible pour évaluer la situation et réagir en conséquence. La situation devient catastrophique quand la défaillance se produit avant qu'une prévision ne soit faite. Par conséquent, il est dans la plupart des situations préférable d'avoir une polarisation positive des erreurs (prévisions tôt), plutôt que négative (prévisions en retard). Naturellement, il est nécessaire de définir des limites d'acceptabilité pour le timeliness (trop tôt, ou trop tard) (figure 1.7). Toute prédiction en dehors des limites est considérée comme inappropriée [5, 6].

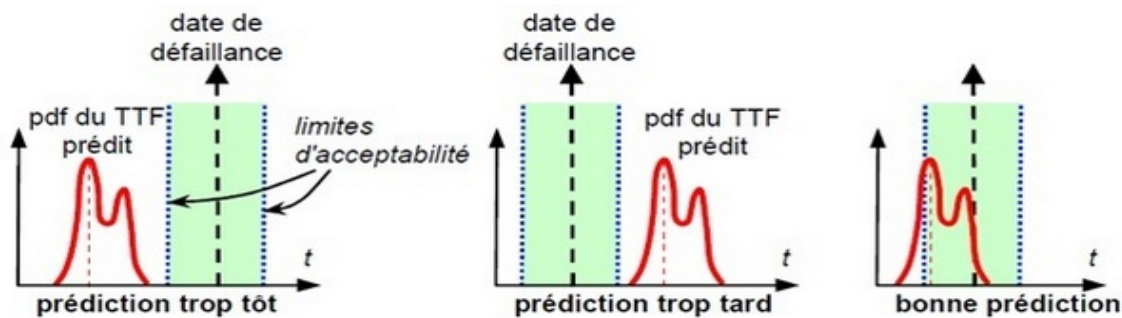


FIGURE 1.7 – Mesures de performances du système de pronostic : "Timeliness" [5, 6]

1.5.7 La convergence

La convergence est définie pour quantifier la manière dont toute mesure, telle que la précision ou la précision, s'améliore avec le temps pour atteindre son score parfait. Comme illustré ci-dessous, trois cas convergent à des rythmes différents. On peut montrer que la distance entre l'origine et le centroïde de l'aire sous la courbe pour une métrique quantifie la convergence. Une distance inférieure signifie plus rapide. La convergence est une mesure utile, car nous nous attendons à ce qu'un algorithme de pronostic converge vers la valeur réelle au fur et à mesure que de nouvelles informations s'accumulent au fil du temps. De plus, une convergence plus rapide est souhaitée pour obtenir une confiance élevée dans le maintien de l'horizon de prédiction aussi grand que possible [82].

1.6 Les challenges liés au PHM

L'implémentation d'un système de pronostic comprend généralement plusieurs processus et technologies clés, tels que l'acquisition de données, le traitement de données, le diagnostic de pannes, les pronostics et le raisonnement décisionnel. L'implémentation du système de pronostic a son propre cycle de vie, y compris la conception et le développement, le test et l'évaluation, la vérification et la validation, la production et l'application [81].

Aujourd'hui, la technologie de l'information est l'un des principaux facteurs de production efficace en raison de sa capacité à soutenir la planification, l'exécution et l'optimisation de la fabrication. Cependant, la plupart des outils qui fournissent ces fonctionnalités sont extrêmement complexes et nécessitent une installation sur site, une configuration individuelle, une administration, une maintenance, etc. Dans de nombreux cas, les coûts et les efforts sont trop élevés pour les petites et moyennes entreprises. En conséquence, ces entreprises sont souvent incapables d'exploiter le plein potentiel des systèmes logiciels liés au manufacturing.

Actuellement, les progrès dans les technologies des TIC ont progressé à plusieurs reprises dans divers domaines, y compris H / W (matériel) et S / W (logiciel), et peuvent apporter une

renaissance ou une nouvelle révolution à l'industrie manufacturière. Smart Manufacturing peut avoir la force motrice de cette nouvelle révolution. C'est une collection et un paradigme de diverses technologies qui peuvent promouvoir une innovation stratégique de l'industrie manufacturière existante par la convergence des humains, de la technologie et de l'information.

Smart Manufacturing est un moteur de croissance future qui vise une croissance durable par la gestion et l'amélioration des principaux facteurs de fabrication existants, tels que la productivité, la qualité, la livraison et la flexibilité. Le NIST (Institut national des normes et de la technologie), une agence du Département du commerce des États-Unis, définit la fabrication intelligente comme «des systèmes de fabrication entièrement intégrés et collaboratifs qui répondent en temps réel aux exigences et aux conditions changeantes de l'usine. »En d'autres termes, cela signifie que les technologies et les systèmes basés sur la fabrication active qui peuvent répondre à une situation compliquée et diversifiée du domaine de la fabrication en temps réel [58, 84, 85, 86].

Les pays industriels avancés, tels que l'Allemagne et les États-Unis, ont déjà développé des technologies dans divers domaines pour réaliser la fabrication intelligente au cours des dernières années. Les technologies majeures sont IoT (Internet des Objets), CPS (Système Cyber-Physique), cloud, etc. Ces technologies ont été développées comme des technologies ICT de pointe, et ont été appliquées à divers domaines tels que la fabrication, la santé, la gestion de bâtiments. Fabrication intelligente peut être réalisé avec succès grâce à un développement équilibré et l'application de ces technologies clés majeures. À cette fin, le niveau actuel doit être vérifié en analysant la recherche et le statut de développement du concept total alors que chaque technologie dans le perspective de réalisation réussie de la fabrication intelligente, ainsi que orientations futures dans les aspects du développement de la technologie et appliquée stratégies, doivent être suggérées en conséquence [58, 84, 85, 86].

De nombreux systèmes d'application passent d'architectures centrées sur les périphériques à des systèmes basés sur le Cloud qui exploitent les ressources de calcul partagées pour réduire les coûts et maximiser la portée. Ces systèmes nécessitent de nouveaux paradigmes pour assurer la disponibilité et la qualité du service.

Pour satisfaire ces exigences, nous avons opté pour une solution informatique en introduisant le paradigme du Cloud Computing. Les progrès technologiques et la nouvelle idéologie, à savoir X as a service, apportés par le paradigme émergent du Cloud Computing ouvrent de nouvelles opportunités pour s'attaquer aux obstacles existants à la mise en œuvre des systèmes PHM.

1.7 Les travaux connexes du PHM

Après avoir présenté les différentes approches de pronostic et les méthodes d'estimation, la présente partie donne une synthèse bibliographique sur les travaux réalisés pour résoudre le problème d'estimation du RUL.

Dans le travail [87], le problème abordé est comment construire un système de pronostic sans intervention humaine, ni une connaissance a priori. L'objectif de ce papier est de proposer une méthode de mise en œuvre d'un système prédictif pour le pronostic à partir de données. Ceci étant, la prédiction est toujours entachée d'une incertitude. Les auteurs se sont ainsi attachés à quantifier cette incertitude afin de maîtriser le processus de pronostic. Le système prédictif choisi (exTS) ne donne pas l'incertitude de prédiction, les auteurs ont proposé dans ce travail une méthode pour estimer l'incertitude de ce système. Cette méthode est basée sur l'intégration d'outils de statistiques au système prédictif exTS, et vise d'abord à calculer l'erreur de prédiction durant la phase d'apprentissage, et en ensuite à la propager dans le futur. Cette contribution permet de déterminer une bande de temps où le RUL se trouve et par suite d'estimer le RUL en modélisant la fiabilité. Et finalement ils ont validé sa proposition. Ils ont utilisé la dégradation réelle d'un équipement (circuit imprimé). Plusieurs simulations ont été faites pour construire une base des données (apprentissage, test). Le résultat est très encourageant : le système prédictif a pu prédire en ligne l'évolution de la dégradation et l'estimation de l'incertitude de prédiction permet de construire un intervalle de prédiction et de déterminer le temps résiduel avant la défaillance (RUL).

Dans le travail [88], le but est de montrer l'utilisation des réseaux bayésiens statiques et dynamiques dans le domaine de la localisation des défaillances (diagnostic) et de l'anticipation ou de la prédiction des éventuelles dégradations pouvant affecter un système dynamique. Un moteur synchrone à aimants permanents est composé principalement d'un rotor et d'un stator qui génère le mouvement de rotation transmis par l'arbre à la charge. Le stator est alimenté par un signal triphasé qui crée un champ rotatif. Grâce aux aimants permanents, le rotor tourne à la même vitesse que celle du champ rotatif créé par le stator. L'objectif principal de cette application est de réaliser un diagnostic de défaillances sur le mouvement de rotation de l'arbre du moteur. Dans le premier cas, les réseaux bayésiens statiques sont utilisés pour calculer les probabilités a posteriori de ou des causes les plus probables d'une anomalie observée (observation ou évidence). Dans le second cas, les réseaux bayésiens dynamiques sont utilisés pour tenir compte de la dynamique du système et permettre de prédire son comportement futur en fonction de son état actuel et d'autres variables ou contraintes exogènes.

Dans le travail [89], les auteurs ont intégré les systèmes d'inférence flous dans une architecture de réseaux de neurones d'Elman. Le système de production choisie est l'atelier de clinkérisation de la SCIMAT, cimenterie de Ain Touta «Batna ». Les auteurs ont présenté un système de surveillance dynamique industriel par l'utilisation des systèmes Neuro-flous dynamiques. Ils ont développé un réseau de type Elman et l'élaborer pour accepter la compatibilité avec un système flou de type TSK. Ils ont illustré l'utilisation d'un outil d'aide à la prédiction et de pronostic sous forme d'un prototype NEFDIAG 2.00 installé sur un PC. Ce développement a été réalisé au LAP : Laboratoire d'Automatique et Productique de l'université de Batna. NEFDIAG 2.00 fait un apprentissage à deux phases. Un apprentissage de règles, et génère les règles floues par le parcours de données et optimise les règles par apprentissage des paramètres des ensembles flous qui sont utilisés pour partitionner les données des formes à classer et les paramètres des données.

Dans le travail [90], l'objectif est consacré à la détection d'une dégradation, à l'estimation de la durée de fonctionnement en donnant l'action préventive avant d'être une défaillance ;

et de la classification des pannes après défaillance en donnant l'action du diagnostic et/ou de maintenance. Pour cela, les auteurs ont proposé un nouveau système Neuro-Flou d'aide au pronostic basé sur la Reconnaissance de Formes (RdF) et baptisé "NFPROG" (Neuro Fuzzy PROgnosis). NFPROG est un logiciel de simulation interactive, développé au sein du LAP- Université de Batna. C'est un perceptron flou de quatre couches dont l'architecture est basée sur les réseaux de neurones d'Elman. Ce système est appliqué au procédé de fabrication des ciments (processus de cuisson) à la Société des CIMents d'Ain-Touta-Batna. Et puisque cette dernière a une installation et une configuration des automates programmables de Siemens S7-400, ils ont choisi PCS7 comme plateforme de programmation de ce système.

Dans le travail [91], les auteurs ont proposé une approche pour l'extraction des connaissances à partir des données (ECD) en utilisant les Réseaux Bayésiens Dynamiques. Une évaluation réalisée dans le service de réanimation de l'hôpital pour la lutte contre l'infection nosocomiale a montré son efficacité. Dans ce travail, ils ont proposé une approche pour l'extraction des connaissances à partir des données temporelles. Cette approche consiste à appliquer les Réseaux Bayésiens classiques sur les données fixes et les Réseaux Bayésiens Dynamiques sur les données temporelles. Ils ont validé leur approche sur un cas réel. Ils ont ainsi développé un système de prédiction quotidienne de l'IN chez les patients dans le service de réanimation de l'hôpital Habib Bourguiba de Sfax, Tunisie. Ils ont pu extraire des modèles de connaissance et de les transformer automatiquement comme des résultats probabilistes, quantitatives et qualitatives pour la prédiction. Comme perspectives ils envisagent de mettre en place ce système dans d'autre service, adopté à d'autres types de prédiction. Et enfin améliorer cette approche en ce qui concerne l'apprentissage dynamique et temporelle des modèles de connaissances.

Dans le travail [92], une méthode guidée par les données pour la prédiction RUL basée sur des approches bayésiennes est proposée. La méthode s'appuie sur la sélection non supervisée de variables intéressantes à partir des signaux hors ligne d'entrée. Il construit des caractéristiques représentatives qui peuvent être utilisées comme indicateurs de santé. Deux séries de données réelles ont été utilisées dans les expériences : un ensemble de données de turboréacteur et un vieillissement de la batterie au lithium-ion.

La méthode représente l'état actuel des signaux en ligne ainsi que l'incertitude sur les prédictions sous une forme probabiliste. La performance de la prédiction est améliorée en intégrant deux modèles, à savoir, k-NN et GPR. Les variables sélectionnées sont intéressantes. De plus, les résultats de prédiction montrent une faible erreur MAPE pour les deux applications et les résultats du turboréacteur à double flux surpassent la prédiction d'une autre méthode.

Pour les travaux futurs, les auteurs proposent que la méthode doive être testée en utilisant des ensembles de données avec des conditions de fonctionnement variables et après l'introduction d'interventions de maintenance. De plus, de nouveaux modèles de classification / régression devraient être testés dans le cadre proposé.

Le travail [93] propose différentes approches pour le pronostic des défaillances dans le système de séparateur de vapeur dans les centrales thermiques. Deux techniques ont été implémentées séparément en tant qu'algorithmes de pronostic. Premièrement, la méthode du pronostic basé sur l'ARMA a montré de très bons résultats dans l'estimation des paramètres du modèle. En utilisant le test d'hypothèse statistique, une détection rapide des changements de mode de fonctionnement du capteur de niveau d'eau est effectuée, soulignant la nécessité d'un compromis entre la probabilité d'erreur et le temps de détection. D'autre part, l'approche HMM, qui impliquait l'utilisation de fonctions de corrélation croisée entre les mesures de niveau d'eau, d'eau et de vapeur disponibles, a montré des performances légèrement meilleures en termes de temps de retard et de probabilité d'erreur. Néanmoins, les deux méthodes ont détecté un changement peu de temps après. Les résultats obtenus montrent la possibilité de leur application pour augmenter la fiabilité du système et les performances de maintenance.

L'objectif du travail [94] est de proposer un outil permettant de prédire la dégradation d'un équipement sans connaissance a priori sur son comportement, et de générer les indicateurs de pronostic permettant d'optimiser les stratégies de maintenance. Dans cet objectif, la contribution se décline en trois aspects complémentaires.

- Un premier volet de travail traite de la formalisation du processus de pronostic. Le concept de pronostic est défini et positionné par rapport aux stratégies de maintenance. Différents

mesures typées pronostic sont proposées et les outils utilisables dans ce contexte sont étudiés (nature, applicabilité, guide de choix).

- Le cœur du travail porte ensuite sur la spécification d'un système neuro-flou permettant de reproduire l'évolution des propriétés d'un équipement, et de prédire un état de dégradation au cours du temps. Plus précisément les développements visent la proposition d'une architecture neuro-floue permettant de satisfaire un objectif de contrôle de l'erreur de prédiction, quel que soit l'horizon de prédiction.
- Les auteurs développent finalement une approche floue/possibiliste d'adaptation des processus classiques d'évaluation prévisionnelle des grandeurs de sûreté de fonctionnement au cas prédictif (fiabilité, MTTF). Ces indicateurs doivent permettre in fine d'optimiser les stratégies de maintenance en tenant compte de l'incertitude inhérente à l'étape de prédiction des dégradations.

Dans le travail [95], les auteurs ont créé un TheWatchdog Agent ToolBox. C'est un outil pour l'évaluation multi-capteurs et la prédiction de la performance d'une machine ou d'un processus. Cet outil peut être utilisé pour réaliser une maintenance prédictive basée sur des conditions ainsi que pour identifier les composants qui possèdent une durée de vie utile importante qui pourrait être démontée et réutilisée efficacement et économiquement. Une grande variété d'utilisation pour le Watchdog Agent™ a été conçue pour traiter de nombreuses applications de nature différente, avec différents niveaux de complexité et de criticité. Dans ce travail, les auteurs ont présenté un aperçu des méthodes qui permettent le paradigme décrit ci-dessus des pronostics intelligents et l'e-maintenance. Plusieurs agents Watchdog pour l'évaluation de la performance en ligne, ainsi que des outils intelligents de prise de décision de maintenance, ont déjà été développés et mis en œuvre en tant qu'applications autonomes dans un certain nombre d'installations industrielles et de services :

- Performance des roulements à rouleaux.
- Détection de défauts de réseaux industriels.

- Planification de maintenance à l'aide d'informations prédictives sur l'état du matériel.

Après ça, les auteurs ont montré comment calculer les coûts de tout programme de maintenance.

1.8 Conclusion

La présentation de généralités sur le pronostic a fait apparaître un certain nombre de voies de recherche restant pour le pronostic de systèmes. Premièrement, parmi les définitions existantes du pronostic, il ne semble pas qu'une définition mathématique du concept de pronostic ait été proposée dans la littérature et soit communément admise par la communauté. De plus, de nombreux travaux ont proposé des contributions pour la problématique du pronostic, principalement pour les approches du pronostic guidées par les données.

Pour arriver à une solution des problèmes posés dans la section précédente, la première contribution consiste à résoudre le problème de pronostic classique en introduisant les nouvelles technologies de l'information.

"Industry 4.0" représente la quatrième révolution industrielle. Elle repose sur l'intégration des technologies de l'information modernes dans les activités de fabrication et de chaîne d'approvisionnement. L'industrie 4.0 vise à permettre aux personnes, équipements et produits de communiquer entre eux de manière indépendante dans différents endroits. Par conséquent, l'essence de l'industrie 4.0 est l'Internet des objets (IoT).

L'intégration de l'Internet des objets et Cloud Manufacturing devient de plus en plus importante pour le développement de l'industrie 4.0. L'objectif de l'industrie 4.0 n'est pas seulement d'améliorer la gestion de la production, mais aussi de gérer et de réduire les temps d'arrêt des équipements, de nombreuses stratégies pouvant être mises en œuvre pour assurer le bon état des équipements. L'efficacité est la maintenance prédictive qui collecte les informations des capteurs et prédit le dysfonctionnement ou la défaillance du système. Prognostics and Health

Management (PHM) offre des avantages significatifs pour la maintenance. Il prédit le comportement futur d'un système ainsi que sa durée de vie utile restante. Nous allons donc introduire une architecture pour fournir des solutions PHM en tant que service dans un environnement de Cloud Computing. La présente thèse proposera, entre autres, des contributions par rapport à ces besoins.

Chapitre 2

Cloud Computing

2.1 Introduction

La technologie d'internet se développe plus rapide et en manière progressive. Dans ces dernières années il y a une nouvelle destination, son but est d'améliorer les services dans le domaine TIC (Technologies de l'information et de la communication), il s'agit du « Cloud Computing ». Ce dernier est un concept qui regroupe plusieurs technologies servant à délivrer différents services. Il peut être schématisé par un ensemble indéterminé de ressources informatiques interconnectées et une coopération dans un réseau bien défini.

De plus, ce paradigme était émergé comme un paradigme pour l'approvisionnement sur la demande, tel que les ressources virtuelles ou logiques [96]. Ainsi que, cette technologie connue par de nombreux centres de données situés dans des différentes localisations géographiques à travers le monde entiers. Ces derniers donnent des capacités de calcul et de traitement. Le Cloud représente une nouvelle vision afin de déployer des services pour donner la possibilité aux clients d'accéder, de travailler, de partager et de stocker des informations en utilisant l'internet [97].

Dans ce chapitre, nous allons présenter les notions et les concepts fondamentaux du Cloud Computing.

2.2 Historique du CC

La faible performance des processeurs ; capacité de stockage et d'autres ressources employés dans les systèmes classiques sont limités et coûteux, où ils ne permettent pas l'accès à des services et des ressources de façon plus rapide. Avec les développements technologiques actuels ont ouvert la voie à l'émergence du concept de Cloud Computing, qui permet l'utilisation des serveurs plus efficaces et moins coûteux, aussi il augmente la performance des connexions d'internet, lorsqu'ils deviennent plus de vitesse à la demande des utilisateurs [97, 98, 99].

La notion de ce service a été proposée pour la première fois en 1961 lors d'une conférence au MIT (Massachusetts Institute of Technology) par John McCarthy. Il est également l'inventeur du langage Lisp dans lequel un groupe d'ordinateur se relie pour former un ordinateur virtuel unique permettant le calcul de haute performance. Salesforce.com fut le premier hébergeur de Cloud en 1999, suivi en 2002 par Amazon qui proposa un ensemble d'hébergement d'application et de stockage. Amazon développa ses services en 2005 (Amazon Web Services) et en 2006 (Elastic Compute Cloud ou EC2). En 2007, Google, IBM et des universités lancèrent un projet de recherche sur le Cloud qui permit de lui faire gagner en popularité et en consistance. C'est en 2009 que la réelle explosion du Cloud survint avec l'arrivée sur le marché de sociétés comme Google (Google App Engine), Microsoft (Microsoft Azure), IBM (IBM Smart Business Service), Sun (Sun Cloud) et Canonical Ltd (Ubuntu Enterprise Cloud) [97, 98, 99] (voir la figure 2.1).

2.3 Définition du CC

Dans la littérature, il existe plusieurs définitions concernant le concept du Cloud Computing depuis l'année 2007 jusqu'à maintenant. Ces définitions sont basées sur la première qui était proposée par le NIST. Dans cette section, nous allons présenter un ensemble de définitions pour montrer les différentes perspectives du Cloud :

D'après la NIST définition [100], "le Cloud Computing est un modèle qui permet d'accéder au réseau de façon ubiquitaire, facile à la demande à un ensemble de ressources informatiques



FIGURE 2.1 – Évolution vers le Cloud [7]

partagés et reconfigurables (réseaux, serveurs, stockage, applications et services) qui peuvent rapidement provisionner et libérer avec un effort de gestion ou des interactions avec le fournisseur de services".

Selon [101], le Cloud Computing est une technologie de livraison dynamique de ressources informatiques et des capacités technologiques représentées comme étant un service sur internet. De plus, le Cloud est un aspect informatique dans lequel les ressources dynamiquement évolutives et souvent virtualisées sont fournies en tant que service sur internet (voir la figure 2.2).

Selon les auteurs de [102], Gartner Research présente le Cloud Computing comme un style de calcul où les grandes capacités de calcul sont fournies en tant qu'un service à travers l'internet pour servir multiples clients externes.

Selon [103], le Cloud Computing est défini comme une utilisation de la technologie informatique qui peut exploiter la puissance de traitement de nombreuse machines inter-réseau tout en cachant la structure qui est derrière elle. Les utilisateurs n'ont pas besoin d'avoir des connaissances en expertise ou de contrôler l'infrastructure technologique dans le Cloud qui les soutient.

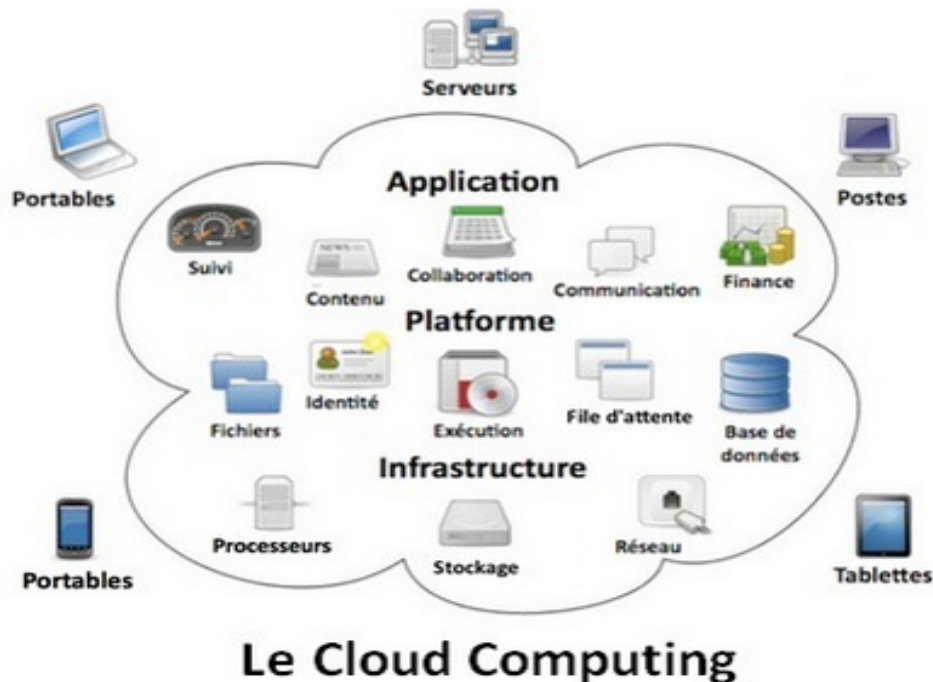


FIGURE 2.2 – Le Cloud Computing

Les auteurs de [104] ont défini le Cloud comme étant un ensemble de services informatiques offerts par un tiers, disponibles à la demande, pouvant être mis à l'échelle en fonction des besoins changeants. De plus, le Cloud Computing représente un écart par rapport à la norme de développement, d'exploitation et de gestion des systèmes informatiques.

2.4 Les caractéristiques du CC

De nombreuses entreprises et fournisseurs de services tentent de tirer parti de la popularité du cloud. De nombreux fournisseurs prétendent offrir des services de cloud, même s'ils ne le font pas vraiment. Le fait qu'une application soit basée sur le Web ne signifie pas qu'il s'agit d'une application cloud. L'application et le service autour de l'application doivent présenter certaines caractéristiques avant de pouvoir être considérées comme une véritable mise en œuvre du cloud. La définition du NIST du cloud computing présente cinq caractéristiques clés du cloud : le libre-service à la demande, l'accès étendu au réseau, la mise en commun des ressources, l'élasticité rapide et le service mesuré (voir la figure 2.3). Ces cinq caractéris-

tiques doivent être présentes pour que l'offre soit considérée comme une véritable offre cloud [105, 106, 107].



FIGURE 2.3 – Les caractéristiques du Cloud Computing [8]

2.4.1 Libre-service à la demande

Le libre-service à la demande signifie qu'un consommateur peut demander et recevoir un accès à une offre de service, sans qu'un administrateur ou une sorte de personnel d'assistance ait à répondre à la demande manuellement. Les processus de demande et les processus d'exécution sont tous automatisés. Cela offre des avantages à la fois pour le fournisseur et le consommateur du service.

La mise en œuvre du self-service utilisateur permet aux clients d'acheter et d'accéder rapidement aux services qu'ils souhaitent. C'est une caractéristique très intéressante du cloud. Cela vous permet d'obtenir les ressources dont vous avez besoin très rapidement et facilement. Dans les environnements traditionnels, les demandes prenaient souvent des jours ou des semaines, entraînant des retards dans les projets et les initiatives. Vous n'avez pas à vous en soucier dans les environnements de cloud.

Le libre-service utilisateur réduit également la charge administrative pour le fournisseur. Les administrateurs sont libérés des activités quotidiennes liées à la création d'utilisateurs et à la gestion des demandes des utilisateurs. Cela permet au personnel informatique d'une organisation de se concentrer sur d'autres activités, plus stratégiques si possible.

Les implémentations en libre-service peuvent être difficiles à construire, mais pour les fournisseurs de cloud, elles valent certainement le temps et l'argent. Le libre-service utilisateur est généralement mis en œuvre via un portail utilisateur. Plusieurs portails utilisateur prêts à l'emploi peuvent être utilisés pour fournir les fonctionnalités requises, mais dans certains cas, un portail personnalisé sera nécessaire. Au début, les utilisateurs se verront présenter une interface de modèle leur permettant de saisir les informations appropriées. En arrière-plan, le portail s'interface avec les interfaces de programmation d'application (API) de gestion publiées par les applications et les services. Cela peut représenter tout un défi si les systèmes dorsaux ne disposent pas d'API ou d'autres méthodes facilitant l'automatisation [105, 106, 107].

2.4.2 Accès large au réseau

Les services cloud doivent être facilement accessibles. Les utilisateurs doivent uniquement disposer d'une connexion réseau de base pour se connecter à des services ou à des applications. Dans la plupart des cas, la connexion utilisée sera un type de connexion Internet. Bien que les connexions Internet augmentent en bande passante, elles restent relativement lentes par rapport aux connexions LAN (Local Area Network). Par conséquent, le fournisseur ne doit pas obliger les utilisateurs à utiliser une grande quantité de bande passante pour utiliser le service.

Les connexions à bande passante limitée conduisent à la seconde partie de cette exigence : les services cloud doivent nécessiter soit aucun client, soit un client léger et léger. Tout d'abord, le téléchargement d'un client lourd peut prendre beaucoup de temps, notamment sur une connexion à faible bande passante. Deuxièmement, si l'application client nécessite beaucoup de communication entre le système client et les services, les utilisateurs peuvent rencontrer des problèmes

de latence sur les connexions à faible bande passante.

Cela nous amène à la troisième partie de cette exigence : les services cloud doivent pouvoir être accessibles par une grande variété de périphériques clients. Les ordinateurs portables et les ordinateurs de bureau ne sont pas les seuls à être utilisés pour se connecter aux réseaux et à Internet. Les utilisateurs se connectent également via des tablettes, des smartphones et de nombreuses autres options. Les services cloud doivent prendre en charge tous ces périphériques. Si le service nécessite une application client, le fournisseur peut devoir créer des applications spécifiques à la plate-forme (Windows, Mac, iOS et Android). Devoir développer et gérer un certain nombre d'applications client différentes est coûteux, il est donc extrêmement avantageux que la solution puisse être conçue de manière à ne pas nécessiter de client [105, 106, 107].

2.4.3 Resource Pooling

Resource Pooling permet de réduire les coûts et offre une certaine souplesse du côté du fournisseur. Resource Pooling repose sur le fait que les clients n'auront pas constamment besoin de toutes les ressources disponibles. Lorsque les ressources ne sont pas utilisées par un client, au lieu de rester inactives, ces ressources peuvent être utilisées par un autre client. Cela donne aux fournisseurs la possibilité de servir beaucoup plus de clients que si chaque client avait besoin de ressources dédiées.

Resource Pooling est souvent réalisée à l'aide de la virtualisation. La virtualisation permet aux fournisseurs d'accroître la densité de leurs systèmes. Ils peuvent héberger plusieurs sessions virtuelles sur un seul système. Dans un environnement virtualisé, les ressources d'un système physique sont placées dans un pool pouvant être utilisé par plusieurs systèmes virtuels [105, 106, 107].

2.4.4 L'élasticité rapide

L'élasticité rapide décrit la capacité d'un environnement cloud à se développer facilement pour répondre à la demande des utilisateurs. Les déploiements dans le cloud doivent déjà disposer de l'infrastructure nécessaire pour accroître la capacité de service. Si le système est conçu correctement, cela peut impliquer uniquement l'ajout de ressources informatiques, de disques durs, etc. La clé est que même si les ressources sont disponibles, elles ne sont utilisées que lorsque cela est nécessaire. Cela permet au fournisseur d'économiser sur les coûts de consommation (c'est-à-dire, l'alimentation et le refroidissement).

L'élasticité rapide est généralement obtenue grâce à l'automatisation et à l'orchestration. Lorsque l'utilisation des ressources atteint un certain point, un déclencheur est activé. Ce déclencheur lance automatiquement le processus d'extension de capacité. Une fois l'utilisation terminée, la capacité diminue au besoin pour garantir que les ressources ne sont pas gaspillées.

La fonction d'élasticité rapide des mises en œuvre de cloud est ce qui leur permet de gérer la capacité de «rafale» nécessaire à nombre de leurs utilisateurs. La capacité d'éclatement est une capacité accrue qui n'est nécessaire que pour une courte période. Par exemple, une organisation peut avoir besoin d'une capacité de traitement des commandes accrue à la fin du trimestre. Dans un environnement traditionnel, une organisation doit avoir une capacité interne pour prendre en charge cette charge. Très probablement, cela signifierait que des ressources sont toujours disponibles mais ne sont utilisées qu'une fraction du temps. Dans un environnement de cloud, une organisation peut tirer parti des ressources de cloud public pendant cette courte période. Il n'est pas nécessaire d'avoir cette capacité toujours disponible en interne [105, 106, 107].

2.4.5 Service mesuré

Les services cloud doivent avoir la capacité de mesurer l'utilisation. L'utilisation peut être quantifiée à l'aide de différentes mesures, telles que le temps utilisé, la bande passante utilisée et les données utilisées. La caractéristique de service mesurée est ce qui permet la fonctionna-

lité «payer au fur et à mesure» du cloud computing. Une fois qu'une mesure appropriée a été identifiée, un taux est déterminé. Ce taux est utilisé pour déterminer combien un client doit être facturé. De cette façon, le client est facturé en fonction des niveaux de consommation. Si le service n'est pas utilisé un jour particulier, le client n'est pas facturé pour cette heure.

Si vous payez pour des services cloud, vous devez vous assurer de comprendre exactement quels services sont mesurés et facturés. Dans un service mesuré, il est très important que vous compreniez les coûts associés. Si vous ne comprenez pas bien les frais, vous risquez d'être surpris [105, 106, 107].

En plus des cinq caractéristiques définies par NIST, il y a d'autres caractéristiques dont nous citons les plus pertinentes [8, 108, 109, 110, 111, 112, 9, 113, 114, 115, 116].

2.4.6 Autonome

Le Cloud Computing est un système autonome et géré de façon transparente pour les utilisateurs. Le matériel, le logiciel et les données au sein du Cloud peuvent être 10 automatiquement reconfigurés, orchestrés et consolidés en une seule image qui sera fournie à l'utilisateur.

2.4.7 Paiement à l'usage

La consommation des ressources dans le Cloud s'adapte au plus près aux besoins de l'utilisateur. Le fournisseur est capable de mesurer de façon précise la consommation (en durée et en quantité) des différents services (CPU, stockage, bande passante,...). Cela lui permettra de facturer l'utilisateur selon sa réelle consommation.

2.4.8 Fiabilité et tolérance aux pannes

Les environnements Cloud tirent parti de la redondance intégrée du grand nombre de serveurs qui les composent en permettant des niveaux élevés de disponibilité (l'accès réseau aux ressources doit être assuré à plein temps sans aucune interruption) et de fiabilité (Par exemple, la probabilité de perte de donnée doit être quasi nulle) pour les applications qui peuvent en bénéficier.

2.4.9 Évolutivité

Les services de type Cloud Computing devraient être évolutifs et doivent satisfaire toute demande de croissance de la part des utilisateurs selon le besoin des services et des ressources allouées. Cette évolutivité doit se faire d'une façon automatique et en cours d'exécution.

2.4.10 Simplicité d'utilisation

L'allocation, la gestion et l'utilisation des ressources Cloud Computing doivent être simples. Idéalement, elles doivent se faire à travers des interfaces et des Application Programming Interfaces (APIs) efficaces et génériques.

2.4.11 Garantie QoS

Les environnements de Cloud peuvent garantir la qualité de service pour les utilisateurs, par exemple, la performance du matériel, comme la bande passante du processeur et la taille de la mémoire.

2.4.12 Basé-SLA

Les Clouds sont gérés dynamiquement en fonction des contrats d'accord de niveau de service (SLA) entre le fournisseur et l'utilisateur. Le SLA définit des politiques, telles que les paramètres de livraison, les niveaux de disponibilité, la maintenabilité, la performance, l'exploitation, ou autres attributs du service, comme la facturation, et même des sanctions en cas de violation du contrat. Le SLA permet de rassurer les utilisateurs dans leur idée de déplacer leurs activités vers le Cloud, en fournissant des garanties de QoS.

2.5 Les modèles de service du CC

Comme nous avons mentionné dans la définition du Cloud et d'après le NIST, le Cloud a des modèles de présentation de leurs services. On peut distinguer plusieurs modèles de services Cloud qui sont récemment apparus. Ces modèles sont basés sur les trois services essentiels cités comme suit :

2.5.1 IaaS

IaaS (Infrastructure as a service) en Français "L'infrastructure en tant que service", est un service principal dans le Cloud, ce service fournit l'entreprise par différents composants informatiques comme des espaces de stockage, équipements réseaux, des unités centrales, etc. Les utilisateurs peuvent accéder à ces services à la demande via l'internet sans restriction, comme le travail dans un matériel local. Les services sont présentés par l'IaaS, stockés dans des serveurs virtuels situés dans des Centres des données ; parmi ses avantages sont :

- Éviter d'achat et la gestion de matériel,
- Offre une grande flexibilité,
- La possibilité d'installer tout type de logiciel,
- Contrôle total des systèmes (administration à distance par SSH ou RDP "Remote Desk-

top") [108].

Parmi les prestataires d'IaaS, on peut citer : Amazon avec EC2 qui est le roi de ce genre d'infrastructures, Gogrid et Terremark.

2.5.2 PaaS

PaaS (Platform as a service) en Français " plate-forme en tant que service", est un modèle composé de tous les éléments et les services nécessaires pour faciliter les développements des applications où PaaS prépare d'environnements spécialisés pour aide les utilisateurs dans la construction, la livraison, la extension leurs projets. L'utilisateur embauche une plateforme sur laquelle il peut développer, tester et exécuter ses applications, parce que PaaS évite d'acheter et d'installer des logiciels, aussi il ne gère ni ne contrôle l'infrastructure sous-jacente, mais contrôle les applications déployées. Aussi est une plateforme d'exécution hébergée par un opérateur relié au réseau internet [109]. Parmi ses avantages :

- Facilités à gérer des développements des applications,
- Le déploiement est automatisé,
- Ne nécessite pas une infrastructure.

Il y a plusieurs fournisseurs des services PaaS, les principaux sont : Microsoft avec AZURE, Google avec Google App Engine et Orange Business Services [108, 109].

2.5.3 SaaS

SaaS (Software as a Service) en Français " L'application en tant que service" est le modèle le plus utilisé dans le monde après le service d'email, est un modèle de distribution des logiciels et les applications qu'ils sont hébergées dans des centres de données, qu'il donne la possibilité des clients pour consommation ces application à la demande via l'internet avec une facturation à l'usage réel. Ces applications, prêts à l'emploi, et ne nécessitent pas de maintenance, d'installation de logiciel, le maintenir et le mettre à jour, toutes ces opérations sont effectuées par le fournisseur d'application, dans SaaS l'utilisation d'application reste transparente pour les

utilisateurs, qui ne se soucient ni de la plateforme, ni du matériel. Le SaaS remplace l'ASP (Application Service Provider) en Français FAH (Fournisseur d'Applications Hébergées), qui est une entreprise qui fournit des logiciels ou des services informatiques à ses clients au travers d'un réseau, parmi ses avantages :

- Pas d'installation,
- Pas de mise à jour,
- Plus de License,
- Paiement à l'usage,
- Facilité de faire le test de nouveaux logiciels.

Les prestataires de solutions SaaS les plus connus sont : Google avec Google Drive et Microsoft avec Office 365 [110, 111].

Dans le modèle classique, l'utilisation de logiciels d'entreprise classiques nécessite des investissements matériels (coût des locaux, des serveurs, du matériel de sauvegardes, des équipements réseau), logiciels (coût d'achat des licences, coûts annuels de l'assistance, des mises à jour, des changements de versions) et humains conséquents. En contrepartie, l'entreprise garde son indépendance et une totale maîtrise de son infrastructure.

Avec le modèle IaaS, le prestataire héberge l'infrastructure informatique de l'utilisateur ou plus généralement de l'entreprise. Cette dernière peut gérer à distance son infrastructure comme si celle-ci se trouvait dans ses propres locaux, les contraintes matérielles en moins. Le prestataire s'occupe ici de la virtualisation, du stockage, des réseaux, du matériel, et de la continuité de service.

Le PaaS désigne de manière générale l'environnement fourni par le prestataire au client. C'est un socle fonctionnel et prêt à l'emploi qui lui est mis à disposition. L'utilisateur aura donc la possibilité de gérer ses applications au sein de celui-ci.

Enfin, le SaaS consiste à fournir des applications hébergées et accessibles en ligne par le biais d'un navigateur web. Les logiciels se présentent sous la forme de services. Une inscription et le paiement d'un droit d'accès permettent généralement à l'utilisateur d'exploiter ces derniers [8, 112].

La figure 2.4 illustre les principaux composants de ces quatre modèles, ainsi que les niveaux de responsabilités qui incombent à l'entreprise et au fournisseur de cloud sur chacun des composants.

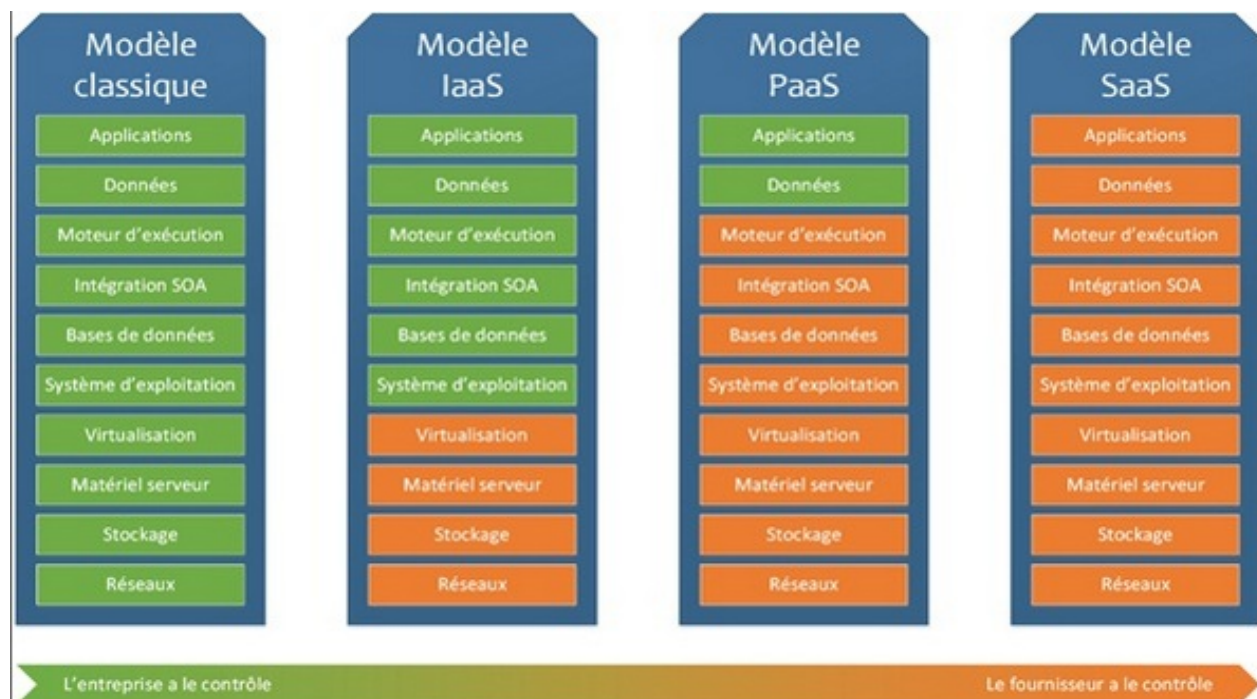


FIGURE 2.4 – Modèles de service du Cloud Computing [9]

2.5.4 XaaS : Everything as a Service

C'est un sous-ensemble du cloud computing, qui appelle EaaS «un concept permettant de faire appel à des composants logiciels réutilisables et à granularité fine sur un réseau [107].

2.6 Les modèles de déploiement du CC

En plus des modèles de livraison qui permettent de concrétiser les services Cloud, on trouve un ensemble de modèles de déploiement de services basés Cloud computing. Ces modèles permettent de définir le degré d'accès de l'utilisateur final aux fournisseurs de services Cloud. Ces modèles sont divisés en quatre grandes catégories.

2.6.1 Cloud public

Le Cloud public, appelé aussi Cloud externe [113], représente le Cloud traditionnel utilisé par la majorité des clients sur Internet. Avec un Cloud public les ressources sont auto approvisionnées dynamiquement via des applications ou des services web, possédés par des fournisseurs de ressources Cloud qui partagent ces derniers, et qui produisent des factures pour cela.

La Supervision, la sécurisation et l'hébergement des ressources Cloud est gérée par une partie tierce, qui devrait offrir ces services à tout client désirant utiliser des ressources Cloud. Ces ressources sont généralement installées sur un ou plusieurs Datacenter afin qu'un plus grand nombre de clients possibles puissent partager les mêmes ressources en même temps.

Le contrôle de l'accès et la sécurisation des ressources matériels et logiciels est contrôlé entièrement par la partie tierces qui possèdent les ressources Cloud, ce qui limite la liberté des clients par rapports au contrôle et à la configuration de leurs application et ressources Cloud (voir la figure 2.5).

2.6.2 Cloud privé

Le Cloud privé, appelé aussi Cloud interne est ce genre de Cloud qu'on trouve sur des réseaux privés et qui n'est accessible que par un ensemble de clients qui ont l'autorisation d'y accéder [114]. Principalement ce modèle permet d'avoir plus de contrôle sur la sécurité des données et applications sur le Cloud, facilite la gestion des ressources Cloud par le propriétaire

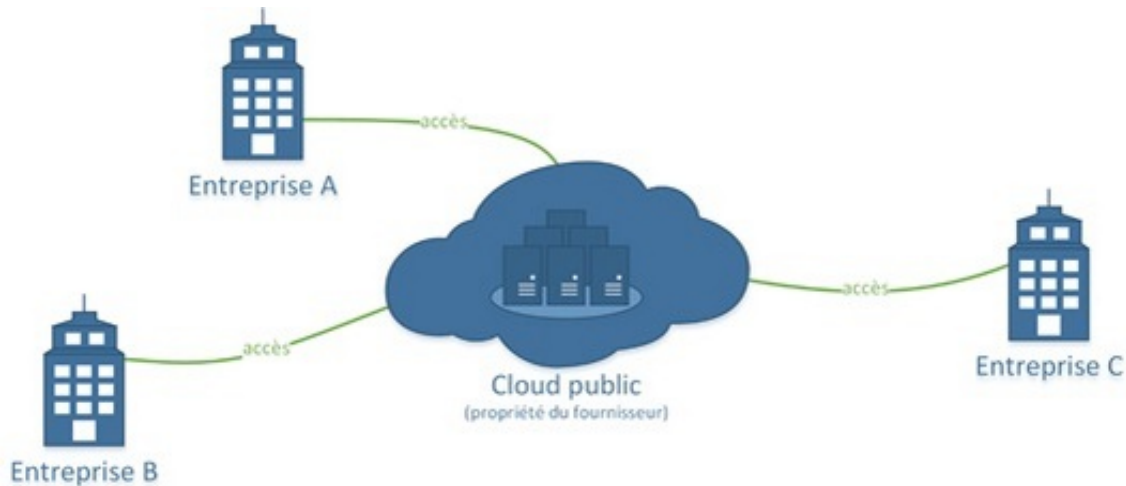


FIGURE 2.5 – Modèle de déploiement d'un Cloud Public

de ces derniers, et augmente la fiabilité du système Cloud. Mais d'un autre côté, les organisations qui ciblent ce genre de modèle, doivent eux-mêmes posséder, gérer, et réduire le personnel nécessaire à la construction et utilisation des ressources Cloud, ce qui nécessite de grands investissements d'argent et de personnel pour mettre en œuvre leur Cloud privé.

La différence principale entre un Cloud privé et un Cloud public est le fait que les ressources d'un Cloud privé sont destinées seulement aux clients autorisés par l'organisation qui possède les ressources, et ça ne peut pas être partagé avec d'autres clients de l'extérieur (voir la figure 2.6).

On distingue trois types du Cloud privé :

1. **Cloud privé global** : C'est un genre de Cloud privé où les applications et ressources physiques et virtuelles sont regroupées sur une infrastructure possédée par l'organisation, et gérée par des experts internes.
2. **Cloud privé collectif (en communauté)** : C'est un genre de Cloud privé où les ressources sont possédées par une partie tierce, mais allouées, gérées et utilisées par une organisation unique qui détermine une SLA lui permettant d'avoir le contrôle total sur les ressources.

3. **Cloud privé géré** : C'est un genre de Cloud privé où les ressources sont possédées par l'organisation consommateur et géré par un fournisseur Cloud.

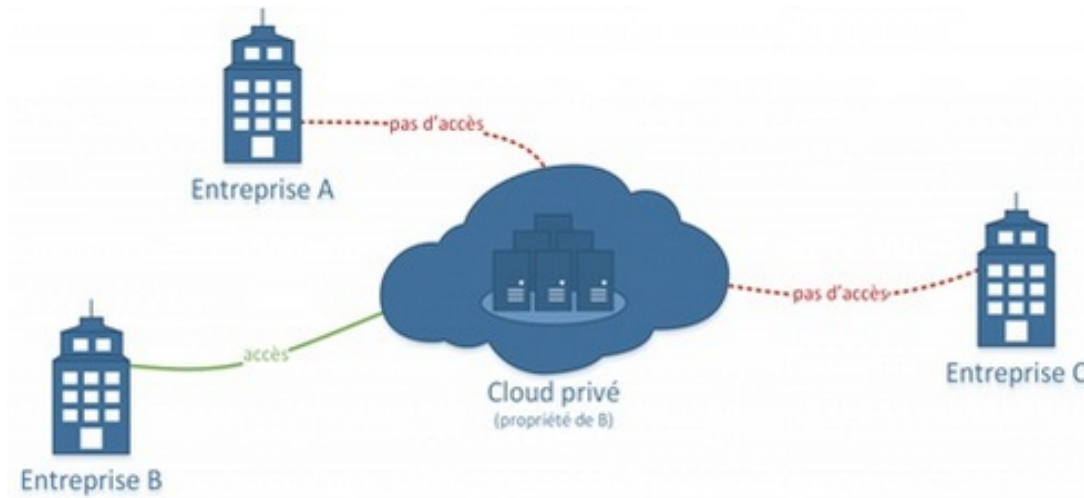


FIGURE 2.6 – Modèle de déploiement d'un Cloud Privé

2.6.3 Cloud communautaire

Le cloud de type communautaire est un modèle de déploiement multitenant partagé entre plusieurs entreprises ou organisations et qui est régi, géré, et sécurisé par l'ensemble des participants ou par un fournisseur de service.

Un cloud communautaire est une forme hybride de cloud privé construit et exploité spécifiquement pour un groupe restreint et ciblé. Ces communautés ont des exigences semblables et réunissent leurs moyens humains et financiers pour atteindre leurs objectifs communs.

L'infrastructure commune est spécifiquement conçue pour répondre aux exigences d'une communauté ; à titre d'exemple, des organismes gouvernementaux, des hôpitaux ou des entreprises de télécommunication qui auraient des contraintes de réseau, de sécurité, de stockage, de calcul ou d'automatisation similaires pourraient trouver des intérêts communs à déployer collectivement un cloud communautaire [106, 9] (voir la figure 2.7).

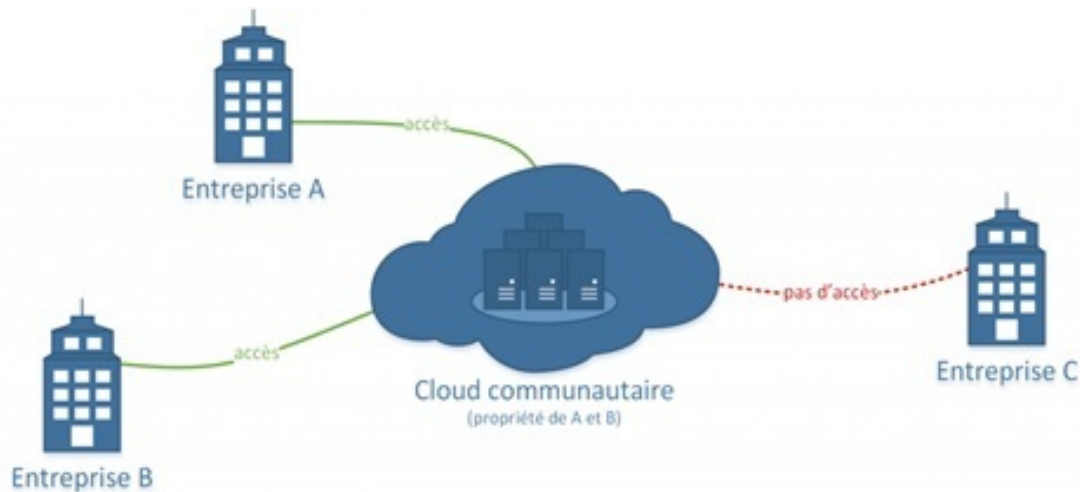


FIGURE 2.7 – Modèle de déploiement d'un Cloud Communautaire

2.6.4 Cloud hybride

Comme son nom l'indique, un cloud hybride est la combinaison de plusieurs modèles de déploiement de clouds. Avec un cloud hybride, une entreprise peut tirer parti de la simplicité et du faible coût d'un cloud public — pour héberger des services classiques ne requérant pas de précautions particulières — tout en créant son propre cloud privé — pour des applications étroitement intégrées aux systèmes existants ou pour le stockage de données sensibles. Elle a également la possibilité de privilégier l'utilisation de son cloud privé tout en gardant la possibilité de déborder sur une offre de cloud public en cas de besoin temporaire.

Dans un cloud hybride, les clouds public, privé ou communautaire restent des entités uniques, mais sont reliés entre eux par une technologie normalisée ou propriétaire qui permet la portabilité des données et des applications. En raison de la complexité que la combinaison de plusieurs types de clouds engendre, la conception, la gestion et le maintien d'un cloud hybride peuvent être un véritable défi [106, 9] (voir la figure 2.8).

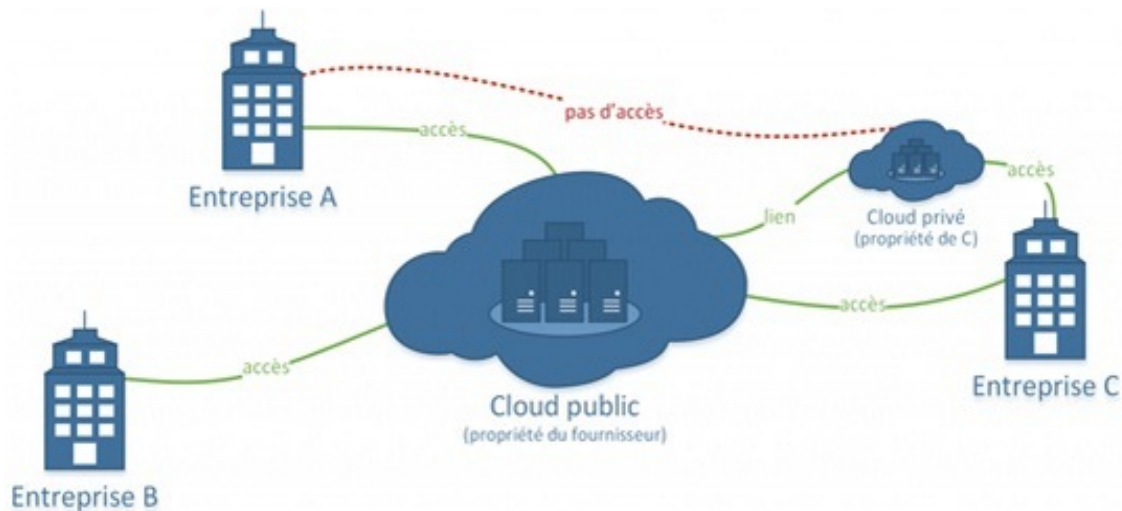


FIGURE 2.8 – Modèle de déploiement d'un Cloud Hybride

2.7 Les majeurs fournisseurs du CC

A l'arrivé du Cloud qui présente une révolution dans le monde informatique par la proposition des solutions et offrir des avantages. Maintenant, il existe plusieurs fournisseurs qui offrent de différents types de service Cloud tel que ; les applications, les outils et des environnements de programmation ou développement ou bien des ressources de stockage et de calcule représenté dans les centres de données. Parmi ces fournisseurs, dans cette section, nous allons présenter les majeurs qui sont cités comme suit [104, 111] :

- **Amazon** : ce fournisseur connu depuis longtemps avant l'émergence du Cloud Computing avec ces servicesweb. Amazon, maintenant, offre des services Cloud de différents types tel que : EC2 (Elastic Cloud Compute) qui propose des services Infrastructurel, Amazon web services offrent des services de type PaaS et SaaS, et pour des services de stockages connus par le S3 (Simple Storage Service).
- **Google** : cette entreprise, connue par tout le monde, offre des services cloud de type PaaS. Google avec son propre service intitulé Google App Engine qui offre des langages de programmation comme Python et Java. De plus, Google propose des services SaaS avec Google Apps. Et pour les services de stockage, il offre Google Cloud Storage.

- **HP** : comme Amazon, il offre des services d'infrastructure, de stockage, des logiciels, et outils et environnement de développement qui sont donnés comme suit : Entreprise Services Cloud-Compute, HP logiciels en tant que service et Cloud Application Delivery.
- **IBM** : est représenté parmi les premiers fournisseurs du Cloud. Malheureusement, IBM ne donne pas des détails sur leur propre description de leurs services cloud. IBM propose Smart Cloud Enterprise pour servir des services IaaS aux clients. Ainsi, il offre des outils de développement à travers Smart Cloud Application services, avec des services de types SaaS. IBM donne des services de stockages à travers Smart Cloud Enterprise–Object Storage.
- **Microsoft** : Microsoft a lancé le Cloud en 2008 à travers Windows Azure qui est représenté comme une solution pour développer des services de type PaaS. Cette plateforme supporte des applications par un langage de programmation en Java, PHP, .Net. De plus, il offre des logiciels dans le Cloud avec MS office 365 et des services de stockages et infrastructurels en utilisant Microsoft Private Cloud.
- **Rackspace** : a été fondé en 1998 comme une entreprise d'hébergements avec plusieurs niveaux d'utilisateurs. A l'année 2009, elle commençait à utiliser le cloud. Cette entreprise offre de différents types de services cloud tel que, Cloud servers, pour des services de type IaaS. Aussi, Rackspace propose des services SaaS en utilisant les services des emails, Cloud sites pour les services PaaS et le Cloud Files pour des services de stockages. De point de vue clientèle, le client peut choisir un de ces dernières sociétés pour utiliser un service Cloud, chaque entreprise propose des services de différents types et avantages. D'après ces types diverses et les avantages proposés, chaque client doit choisir une entreprise qui répond à ces besoins.

2.8 Les avantages et les inconvénients du CC

Comme le Cloud Computing représente la révolution dans l'informatique dans ces dernières années, ce paradigme-là arrive avec des avantages qui peuvent corriger les limites des autres technologies existantes. Dans cette sous-section, nous allons présenter quelques points forts de ce paradigme. Lorsqu'on parle d'un nouveau paradigme, les chercheurs ou les clients peuvent rencontrer toujours quelques limites. Les avantages et les limites de ce paradigme seront présentés comme suit :

- **Flexibilité** : cet avantage représente aussi un des caractéristiques du Cloud. Lorsque le Cloud utilise multi locataire pour ces ressources au cours de l'exécution, une application peut utiliser plusieurs ressources. Cela offre une possibilité de demander d'autres ressources s'il est besoins [103].
- **Optimisation des coûts** : réduction des effectifs informatiques et fixation du prix en fonction de la durée d'utilisation des ressources informatiques sans investissement initiale lourd [103].
- **Évolutivité** : ça fait référence à un utilisateur Cloud (entreprise) qui peut utiliser d'énormes calculs de données dans un temps spécifique. A la fin du processus, le système peut retourner aux normes, tous sans nécessiter ces serveurs lourds [103].
- **Portabilité** : les organisations peuvent utiliser leurs puissances informatiques partout où les utilisateurs peuvent accéder à des petites entreprises dans n'importe quelle localisation géographique [103].
- **Sécurité** : dans le Cloud, les fournisseurs utilisent des stratégies afin de garantir la vie privée de chaque utilisateur par : la réplication des données, plan de reprise d'activité, etc [99].

- **Simplicité d'utilisation** : le Cloud offre des applications et des services installés et faciles à utiliser à travers des pages web [99].

Comme nous avons mentionné, chaque nouvelle technologie arrivée porte des avantages et évidemment suivi par quelques limites rencontrées par des utilisateurs du Cloud. Ces limites sont présentées comme suit :

- **La gestion d'énergie** : afin de définir un plan d'utilisation des ressources, le fournisseur doit définir une stratégie pour la gestion d'énergie (consommation d'électricité) [103].
- **Confidentialité et sécurité** : dans n'importe quelle technologie, la sécurité pose toujours des problèmes. Le problème concerne les attaques lors des opérations du transfert de données. Dans le cloud, ce problème est posé dans les cas des cloud publiques [103].
- **Gestion de ressources** : ce problème représente toujours les limites de chaque technologie. A cause de la nature multidimensionnelle des machines virtuelles, la gestion des ressources sera compliquée [115].
- **Dépendance** : en cas où l'entreprise (ou client final) souhaite des fonctionnalités très spécifiques, il est peut être difficile de convaincre le fournisseur à proposer ces fonctionnalités. Le client final doit choisir un fournisseur en celui qui a la confiance [99].
- **Migration vers une autre offre difficile** : il n'existe pas pour l'instant un standard entre les différents acteurs du domaine, donc, le risque d'incompatibilité du transfert de données [99].

2.9 La qualité de service dans le CC

2.9.1 Définition

La qualité de service est un concept de gestion qui a pour but d'optimiser les ressources et de garantir des performances convenables aux applications. Elle est aussi définie comme une capacité de pouvoir établir la priorité des charges spécifiques et d'allouer les ressources nécessaires pour répondre aux niveaux de service requis [117]. De plus, la qualité de service désigne la capacité d'un service à répondre par ses caractéristiques aux différentes exigences de ses utilisateurs [118]. Dans les systèmes de Cloud existants, les utilisateurs du Cloud utilisent internet pour accéder à leurs ressources. L'architecture Cloud peut bénéficier du support de réservation de ressources du réseau et la garantie des capacités de la qualité de service à travers le réseau sur lequel les services sont fournis.

2.9.2 Caractéristiques

La qualité de service permet de véhiculer dans de bonnes conditions un type de trafic donné, en termes de plusieurs paramètres. Ces paramètres de QoS peuvent être associés à un service de type « réseau » (par exemple : la latence, le taux de perte de paquets, la bande passante, etc.) ou un service de type IaaS (par exemple : le temps de réponse, la disponibilité, etc.). On s'intéresse dans notre travail aux services de type IaaS.

Le temps de réponse est l'intervalle de temps entre l'arrivée de la requête d'utilisateur Cloud à la machine virtuelle dans le Datacenter du fournisseur du Cloud et l'envoi de la réponse à cette requête depuis cette machine virtuelle. La disponibilité décrit, dans une période définie, le temps où le service était disponible par rapport au temps total d'ouverture de ce service.

Le modèle "Pay as you go" permet aux fournisseurs du Cloud d'offrir leurs services à leurs utilisateurs Cloud avec différents niveaux de QoS, et l'utilisateur Cloud sera facturé selon son utilisation d'un de ces niveaux. Ainsi, pour assurer une garantie de cette QoS, un contrat doit

être établi. Ce contrat est appelé SLA (Service Level Agreement) [119].

2.9.3 Service Level Agreement (SLA)

Service Level Agreement, SLA, est un contrat bilatéral entre un utilisateur Cloud et un fournisseur Cloud, leur permettant de spécifier la qualité de service attendue [116]. La qualité de service (QoS) est le cœur d'un SLA. Il s'agit de la capacité du service à répondre aux exigences de l'utilisateur. Ces exigences varient selon les utilisateurs et peuvent concerner par exemple la disponibilité des ressources, les performances, la fiabilité ou le coût. La diversité des exigences de l'utilisateur est ce qui nécessite l'établissement d'un SLA afin de fixer les termes du service fourni par l'opérateur de l'infrastructure en nuage. Le SLA spécifie également les limitations du service, autrement dit ce que le client ne peut pas exiger du fournisseur. Il permet donc d'établir les obligations des différents intervenants. De plus, le SLA spécifie les pénalités encourues en cas de violation de l'un des éléments de l'accord [120].

Dans le monde interconnecté des services électroniques, la qualité du service offert a été utilisée par les clients pour distinguer les fournisseurs qui offrent le même service [121]. Pour exprimer l'offre d'un service, des accords de niveau de service ont été développés. Celles-ci aident à organiser la relation entre les prestataires de services et leurs clients potentiels, qu'ils soient consommateurs ou autres entreprises [122]. Le SLA est un document qui inclut des informations concernant la définition des parties contractuelles d'un service particulier et leurs rôles, la description des promesses spécifiques de qualité de service offertes par le fournisseur de services pour différents groupes d'entreprises et clients, les frais que le client doit payer pour utiliser le service, et enfin l'obligation du fournisseur en cas de non-respect de ses engagements [122, 123].

Les accords de niveau de service ont été utilisés dans de nombreux domaines, tels que le commerce électronique et l'externalisation entre organisations [124]. Grâce aux contrats de niveau de service, les clients ont davantage confiance dans le service qu'ils souhaitent utiliser, car ils ont des attentes clairement définies pour recevoir le service pour lequel ils paient. Pour cette raison, les clients sont devenus plus enclins à négocier un SLA qui augmente l'efficacité

[121]. De même, les fournisseurs sont plus enclins à proposer une offre raisonnable dans leur contrat de niveau de service qui convient mieux à leur capacité réelle en ressources, afin d'éviter toute pénalité. En outre, l'utilisation des contrats de niveau de service oblige les fournisseurs à contrôler et à surveiller leurs services plus efficacement afin d'éviter toute rupture de contrat susceptible d'entraîner une perte financière [121].

2.9.4 Les critères de qualité de service

Temps de réponse

Le plus important dans la délivrance de services est de fournir un service au consommateur dans un délai raisonnable. Le temps de réponse est mesuré en fonction de certains sous-facteurs tels que le temps de réponse moyen et le temps de réponse maximal promis par le fournisseur de services [122]. Le temps de réponse est calculé selon la formule (2.1) :

$$\text{Temps de réponse} = \frac{\sum_i T_i}{n} \quad (2.1)$$

Avec,

- T_i est le temps entre le moment où l'utilisateur a demandé un service et le moment où il est réellement disponible,
- n est le nombre de clients.

Disponibilité

Elle représente la valeur mesurée si le service est accessible aux utilisateurs. Il est défini par le pourcentage de temps pendant lequel le client peut accéder au service. En outre, il représente le niveau auquel le service est opérationnel et accessible au besoin. Il est calculé à l'aide de formule (2.2) :

$$Disponibilité = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \quad (2.2)$$

Avec,

- *MTBF* est le temps entre le moment où l'utilisateur a demandé un service et le moment où il est réellement disponible,
- *MTTR* est le nombre de clients.

La formule (2.2) ci-dessus illustre l'impact du *MTBF* et du *MTTR* sur la disponibilité globale d'un système. À mesure que le *MTBF* augmente, la disponibilité augmente. À mesure que le *MTTR* augmente, la disponibilité diminue. Une description détaillée de la disponibilité peut être trouvée dans [125].

Le coût

Il se réfère aux frais d'accès et d'utilisation d'un service que le demandeur de service doit payer. En outre, cela dépend du nombre de tâches qu'un utilisateur de service doit exécuter [99, 126, 127].

Fiabilité

Il se réfère à la capacité du service de fonctionner correctement et de manière cohérente selon les conditions d'accord définies dans l'accord de niveau de service (SLA). Il est mesuré en termes de défaillances de transaction par année ou par mois [99, 127, 128, 129]. La fiabilité est calculée selon l'équation (2.3) :

$$Fiabilité = \left(1 - \frac{\text{nombre d'échec}}{n}\right) \times P_{mttf} \quad (2.3)$$

Avec,

- *Nombred'échec* est le nombre d'utilisateurs qui ont subi un échec dans un intervalle de temps inférieur à celui prévu par le fournisseur du Cloud,
- *n* est le nombre d'utilisateur,
- P_{mttf} représente le temps d'échec estimé qui est défini par le fournisseur de services.

Réputation

La réputation est le niveau de confiance auquel le service est accepté par les utilisateurs ; il mesure la confiance gagnée par le service en fonction d'expériences antérieures [99, 126, 127].

Il est calculé selon l'équation (2.4) :

$$Réputation = \frac{\sum_{n=1}^N R_n}{N} \quad (2.4)$$

Avec,

- R_n est le rang donné par le $n^{ième}$ utilisateur pour un service,
- N est le nombre d'utilisateurs qui ont classé le service.

2.10 Les composants essentiels d'u contrat Cloud

Comme nous avons présenté dans la partie précédente, la définition d'un contrat de Cloud (SLA), il s'agit d'un document entre le fournisseur et le client. Afin de bien comprendre ce concept, nous allons présenter les composants essentiels de ce contrat. Le contenu typique d'un SLA est présenté dans le travail de [130] comme suit :

2.10.1 Définition de service

La première chose très importante dans un contrat est de décrire les besoins de l'utilisateur pour bien donner un service qui répond au ces besoins. La définition des informations d'un service est une tâche sensible. Pour cela, le contrat doit contenir les spécifications détaillées de service délivré.

2.10.2 La gestion du rendement

Un point très important dans un contrat SLA est d'assurer un moyen efficace pour mesurer leur rendement. De plus, chaque service doit être mesuré et les résultats doivent être analysés et rapportés. Afin de garantir le niveau de performance du service, ce contrat doit être régulièrement examiné par les deux parties (fournisseur et le client).

2.10.3 La gestion des problèmes

Le but de ce point est de minimiser l'impact négatif des incidents et des problèmes. En effet, les problèmes consistent en ceux du type imprévu et les propositions ou le plan à suivre pour les résoudre.

2.10.4 Les responsabilités et les obligations du client

Le client doit connaitre qu'il peut prendre des responsabilités afin d'assister le processus de livraison du service. De plus, le client doit faciliter les opérations d'accès, d'installation et les ressources nécessaires pour les employés du fournisseur.

2.10.5 Sécurité

La sécurité dans n'importe quel domaine représente une caractéristique critique. Chaque client doit fournir un accès physique et logique contrôlé à ses informations. De même façon, le fournisseur doit respecter les politiques de sécurité du client.

2.11 Les travaux connexes du Cloud Pronostic

Cette section passe en revue la littérature pertinente liée aux pronostics sur le cloud en mettant l'accent sur les approches et les algorithmes de pronostics basés sur les données. Dans la littérature, un nombre considérable d'études ont été consacrées au pronostic du Cloud en raison de la signification de leurs applications dans plusieurs domaines.

Dans le travail [131], les auteurs ont proposé une méthodologie d'adaptation des systèmes PHM à un environnement cloud, où les solutions PHM sont plus reconfigurables, reproductives et faciles à implanter dans manufacturing industry. Une nouvelle approche qui est "Prognostic as a service" a été présentée, les auteurs ont intégré le cloud dans Toolbox existante Watchdog Agent développé par IMS Center qui fournit un ensemble d'algorithmes intelligents tels que le réseau de neurones, l'analyse des composantes principales (PCA), entre autres, pour convertir des données / informations de plusieurs capteurs à de précieux résultats d'évaluation et de pronostic. Les motivations d'utilisation le système Cloud selon les auteurs dans cet article sont :

- La virtualisation des infrastructures informatiques et Networking techniques sont intégrés ensemble.
- Facilité d'accès.
- L'évolutivité du Cloud Computing rend les algorithmes dans le cloud faciles à développer.
- "whole system snapshot exchange" : un système d'exploitation préconfiguré avec le logiciel nécessaire installé pour un certain but peut être facilement dupliqué dans une nouvelle instance de serveur afin que le calcul puisse être plus reproductif.
- IaaS offre plus de flexibilité en offrant un contrôle total sur les machines virtuelles, y com-

pris les applications logicielles, le stockage de données et les réseaux.

- Le système PHM basé sur le Cloud offre également des moyens faciles de partager les solutions PHM entre les utilisateurs.
- Les machines virtuelles (instances) sont fournies comme des serveurs PHM à la demande de l'utilisateur.

L'architecture de l'approche proposée représente 2 modules, module de PHM où le système utilise des algorithmes modulaires PHM de IMS Watchdog Agent Toolbox comme composants de base pour former différents PHM workflow et un autre module de Cloud PHM dont les auteurs peuvent fournir une machine virtuelle en tant que serveur PHM pour un nouvel utilisateur :

- Préparer et personnaliser PHM workflow
- Créer une machine virtuelle (serveur PHM) pour l'utilisateur actuel
- Sortie des résultats PHM vers le serveur Web (User Application)

Dans ce travail, les auteurs n'ont pas utilisé un cas d'étude ni estimé le RUL, ils ont juste proposé la nouvelle approche.

Dans l'article [132], la même architecture proposée dans l'article [131], les auteurs ont appliqué l'approche proposée sur les données brutes recueillies à partir de machines à scier. Dans cette étude de cas, trois scies à ruban de tailles et de configurations différentes (deux scies horizontales et une scie verticale) ont été installées à différents endroits géographiques. Pendant le sciage, les données sont acquises à partir des machines à la fois par des capteurs additionnels et des signaux de contrôleur. À la fin de chaque coupe, une rangée de valeurs de caractéristiques est envoyée à la base de données dans le cloud et déclenche l'algorithme de pronostic adaptatif. Face au grand nombre de données industrielles et à la grande diversité de données qui existe, le paradigme du cloud computing fournit un moyen viable d'effectuer des analyses et des analyses de données significatives et efficaces pour la machine PHM. Pour exploiter pleinement les avantages offerts par la technologie cloud, un cadre systématiquement conçu pour une plate-forme de pronostic de la santé des machines basée sur le cloud est proposé. La plate-forme contient une structure généralisée qui peut être rapidement configurée pour s'adapter aux applications

qui sont couramment observées dans l'industrie manufacturière et un module analytique adaptatif spécialement conçu pour gérer des situations complexes du monde réel telles que les régimes de travail multiples et de base de santé dynamique. Les fonctions de la plate-forme sont également démontrées à l'aide d'études de cas telles que la surveillance de l'état de la machine-outil.

Au cours de l'implémentation, il a été constaté que la plate-forme avait des difficultés à gérer des facteurs humains, tels que des enregistrements d'événements irréguliers et des erreurs opérationnelles provoquées par l'homme.

Dans le travail [133], les auteurs ont proposé un framework PHM basé sur le Cloud, a pour objectif de maximiser l'efficacité globale du matériel. Le papier détaille la méthode d'implémentation adaptative basée sur les agents. Les avantages offerts par cette proposition sont :

- Les gestionnaires d'usine connaissent l'état de fonctionnement de toute l'usine à tout moment et n'importe où.
- Fournir support des données pour faire des pronostics d'équipement et l'estimation de RUL.

L'idée d'utiliser l'agent Data est pour acquérir les données des périphériques et prétraiter les données, puis décider quelles données seront transférées au Cloud.

Dans le contexte de la promotion vigoureuse de la fabrication intelligente, l'utilisation du cloud computing et de l'analyse de données de grande taille peut rendre les usines plus faciles à obtenir des avantages grâce à la technologie PHM. Pour les cas complexes, cet article présentait un cadre de plateforme cloud adapté de PHM, détaillait son mode de service et sa méthode d'implémentation adaptative basée sur Agent et présentait une plateforme informatique hétérogène pour le cryptage. Dans le processus réel, l'usine maintiendra le dispositif selon l'état de l'équipement. Le modèle de mesure de la santé doit être mis à jour après la maintenance. La difficulté est que comment ajuster les paramètres mis à jour selon le fonctionnement différent.

Le travail [134] discute des tendances et des progrès des systèmes de surveillance de machines et propose une plateforme de surveillance de machines basée sur cloud qui intègre de

façon transparente la technologie PHM avec l'infrastructure de cloud computing. Dans cet article, le cadre pour les systèmes de gestion de la mémoire basés sur le cloud est introduit et discuté. Comme les implémentations traditionnelles de PHM, les outils d'apprentissage et les algorithmes existants peuvent être traités comme des périphériques d'application ou des suppléments et des tâches de surveillance peuvent devenir des applications. Cependant, dans le cadre décrit, les applications de surveillance résident dans un environnement cloud facilement accessible par une connexion réseau. En s'appuyant sur les caractéristiques importantes de l'environnement cloud, comme service à la demande, la commodité apparente dans la connectivité, la flexibilité des ressources, entre autres, les utilisateurs peuvent rapidement concevoir, déployer, maintenir et mettre à jour les systèmes de surveillance PHM. Les avancées récentes dans les domaines du cloud computing et du PHM peuvent encore renforcer la prolifération imminente de la surveillance et des pronostics des machines basées sur le cloud. Une étude de cas sur la surveillance de l'état des outils a également été décrite afin d'illustrer la façon dont les mécanismes de gestion du cloud peuvent être implémentés. Il a montré que les fabricants et les utilisateurs, ainsi que les développeurs PHM, peuvent implémenter des systèmes PHM génériques et précis, déployer rapidement une application PHM, créer des systèmes de surveillance personnalisés et mettre à jour facilement les applications déployées.

L'Institut de l'industrie de l'information (III) a développé une infrastructure du cloud manufacturing appelée Servolution. Il intègre différentes technologies, notamment ServBox, ServAgent et ServCloud pour fournir un canal de communication transparent entre les machines-outils et la plate-forme de service.

- **ServBox** est l'agent d'interface machine qui extrait les paramètres du contrôleur ainsi que les signaux du capteur.
- **ServCloud** est la plateforme de services en cloud qui exécute plusieurs fonctions, notamment la gestion de bases de données et d'applications et d'autres périphériques essentiels de l'environnement en cloud, tels que la sécurité, la gestion des connaissances, etc.
- **La solution ServAgent** n'est pas utilisée dans l'étude de cas, c'est une alternative à la mise en œuvre de ServCloud quand les auteurs souhaitent conserver toutes les informations au sein de l'entreprise.

Dans le travail [135], le potentiel des systèmes informatiques n'est souvent pas exploité dans les petites et moyennes entreprises manufacturières. Afin de surmonter ce problème, cet article suggère une infrastructure basée sur le cloud pour fournir des applications d'ingénierie individualisées (eapps) pour le domaine de production. Ces applications électroniques peuvent être configurées en fonction des besoins du travailleur, du technicien ou de la société tout en intégrant des sources de données (telles que des outils, des équipements, des systèmes informatiques internes à l'usine) et des services logiciels déployés via la plateforme cloud. Afin de mettre en œuvre une telle plate-forme, les cas d'utilisation et les exigences pertinents sont décrits comme une base pour la conception de la plate-forme pour laquelle les composants et les fonctionnalités de la plate-forme sont expliqués. Étant donné qu'un critère d'acceptation majeur pour une telle plateforme de nuages vers les acteurs industriels est la sécurité, une section distincte décrit comment cet aspect doit être traité. Cependant, la recherche sur ce sujet n'est pas encore terminée. Il est nécessaire d'améliorer encore le processus de configuration des applications électroniques. Afin de réaliser une personnalisation intuitive des applications informatiques de fabrication selon les processus propres à l'entreprise, il est nécessaire de mieux supporter l'intégration des sources de données et des services. Cela pourrait se faire en tenant compte des aspects suivants :

- Support sémantique de la recherche et de l'agrégation des services et des sources de données pour permettre l'intégration et l'assemblage des fonctionnalités prévues sans connaissances détaillées sur les fonctionnalités et les interfaces de service.
- Intégration facile des sources de données et des systèmes informatiques internes de la société au moyen d'adaptateurs appropriés qui fournissent cette fonctionnalité en combinaison avec un effort de configuration minimum.
- Intégration de services qui non seulement exécutent des tâches de surveillance et d'analyse, mais contribuent également activement à l'exécution de la fabrication. Pour ce faire, d'autres exigences telles que des restrictions de temps, des caractéristiques de sécurité supplémentaires, etc. doivent être prises en considération.

Le travail décrit dans le document [135] constitue une base solide pour relever ces défis.

Dans le travail [136], les auteurs ont proposé plateforme pour le cloud manufacturing Mfg-Cloud ; ils ont discuté des exemples d'application dans SME cluster, pour la fabrication d'équipement dans la région de la Chine du Sud, et a montré l'efficacité de son système Cloud manufacturing. Les récentes avancées remarquables dans le domaine des technologies de l'information, telles que le cloud computing et l'IoT, ont ouvert un nouveau domaine de recherche, la fabrication du cloud. Il a le potentiel de transformer la façon dont les entreprises font des affaires. Les clients de la fabrication en cloud peuvent avoir accès à des services à la demande, tels que la conception technique, la simulation, la production, l'assemblage, les tests et la gestion. Pour faire avancer ce nouveau domaine de recherche, les universités et l'industrie réclament des définitions communes et acceptées, ainsi que des conseils sur la conception et le développement de plates-formes cloud. Cet article propose une solution systématique et complète pour traiter ces questions. Les auteurs définissent quelques termes et concepts fondamentaux dans la fabrication du cloud. De plus, les auteurs ont développé MfgCloud, un prototype de plateforme du cloud manufacturing qui peut offrir certaines des fonctions de base nécessaires à la fabrication du cloud. Enfin, ils présentent un système du cloud manufacturing public pour les PME. Les auteurs discutent des exemples d'application dans une grappe de PME pour la fabrication d'équipement dans la région de la Chine du Sud, et montrons l'efficacité de son système du cloud manufacturing.

En conséquence, ils présentent un nouveau point de vue pour le concept du cloud manufacturing. La solution complète proposée dans ce document, y compris la terminologie de base, la conception de plates-formes en cloud et les applications typiques, peut pousser le cloud manufacturing vers le futur du concept à la pratique. Le travail futur consiste à appliquer MfgCloud à d'autres applications de fabrication, ce qui contribuera à l'amélioration des prototypes de systèmes. En outre, ils vont étudier les modèles commerciaux pour le cloud manufacturing.

Dans l'article [137], les auteurs ont examiné l'état de l'art dans le domaine cloud manufacturing et ils ont identifié les orientations de recherches récentes. Beaucoup d'entreprises manufacturières ont aujourd'hui souvent des ressources manufacturières dans des endroits géologiquement décentralisés. Par exemple, ils peuvent avoir plusieurs usines dans des endroits différents, qui sont affectés avec différentes ressources de fabrication, des opérations et des fonc-

tions dans le cycle de vie du produit [138]. Au fur et à mesure que la concurrence dans les milieux d'affaires continue d'augmenter, il devient de plus en plus important pour les entreprises manufacturières d'intégrer les ressources de fabrication distribuées et d'établir une infrastructure collaborative et flexible pour faciliter la coopération et l'échange d'information entre les différentes usines et autres organisations ou unités apparentées. Actuellement, de nombreuses entreprises manufacturières modernes construisent des systèmes d'entreprise et des environnements de fabrication en réseau pour réaliser l'intégration de ressources ou d'applications de fabrication distribuées. Cependant, il existe encore des problèmes tels que l'évolutivité, l'agilité et l'interopérabilité avec les environnements de fabrication en réseau dans les entreprises manufacturières.

En tant que modèle de réalisation de l'intégration et du partage des ressources de fabrication, la fabrication en nuage fournit un nouveau modèle de fabrication en réseau pour l'industrie manufacturière et représente la direction future des technologies de fabrication. La mise en œuvre de la fabrication en nuage permettra aux utilisateurs de cloud de demander des services de fabrication sur demande sur Internet. En particulier, l'impact potentiel du cloud manufacturing sur les petites et moyennes entreprises (PME) est énorme. De nombreuses PME ont besoin de ressources et de capacités de fabrication avancées, mais n'ont pas accès à ces ressources et capacités à l'heure actuelle. En outre, de nombreuses PME hésitent à mettre en œuvre des éléments importants de leurs systèmes d'information manufacturière (SI) en raison des ressources financières et humaines limitées. Au lieu de cela, ils préfèrent utiliser les services, y compris les logiciels, le matériel et les services d'infrastructure fournis par les sociétés professionnelles de services d'information. Comme le cloud manufacturing favorise le partage des ressources et la collaboration, elle offre aux PME la possibilité de payer ce qu'elles ont besoin à la demande et pourrait rapidement ramener l'industrie manufacturière à un nouveau niveau. Dans l'ensemble, son examen montre que le cloud manufacturing a les architectures et autres caractéristiques techniques susceptibles de transformer les industries manufacturières.

La communauté du cloud manufacturing a consacré un effort considérable à l'étude de diverses questions liées à l'intégration des ressources de fabrication basées sur les nuages et un certain nombre de modèles et d'algorithmes ont été proposés. Cependant, l'application du cloud manufacturing est encore à l'étape expérimentale initiale et de test.

De nombreux modèles et algorithmes proposés dans ce domaine n'ont pas été strictement testés dans un environnement du cloud manufacturing à grande échelle pour évaluer leur efficacité, leur efficacité et leur faisabilité. La plupart des modèles existants, des algorithmes et des applications connexes sont des prototypes, qui ne s'appliquent qu'aux environnements de fabrication collaborative à grande échelle. Leur efficacité et efficacité devront être validées dans les environnements du cloud manufacturing à grande échelle avant qu'ils puissent être utilisés dans des applications commerciales. De plus amples expériences et des études de cas réalistes sont également nécessaires pour développer de bonnes pratiques et des stratégies pour utiliser des méthodes de virtualisation et des algorithmes pour transformer des ressources physiques en ressources virtuelles. Un grand nombre de travaux de recherche et de développement de système est nécessaire pour déplacer le cloud manufacturing à un niveau supérieur avec un modèle de fabrication plus mature pour les entreprises manufacturières modernes.

Dans l'article [139], les auteurs ont proposé "Framework for the closed-loop design evolution", Internet of Things et Cloud Computing sont introduits pour faire face à la limitation de l'approche traditionnelle machine condition monitoring dans la détection, la transmission, le stockage et le traitement de données. Un nouveau cadre d'évolution de conception en boucle fermée pour les systèmes d'ingénierie est présenté dans cet article. Comparé à d'autres méthodologies d'évolution du design, il peut d'abord permettre une amélioration continue de la conception des systèmes d'ingénierie par le biais de la conception conceptuelle, de la conception détaillée, de la mise en œuvre, de la surveillance des conditions et de la détection des faiblesses de conception. Les nouvelles exigences en matière de conception ou la faiblesse possible de la conception peuvent être prises en compte dans le cadre proposé.

Deuxièmement, IoT et CC sont introduits pour aborder la limitation de l'approche traditionnelle de surveillance de condition de machine dans la détection, la transmission de données, le stockage de données et le traitement de données. Un schéma de surveillance de condition basé sur IoT et CC est proposé pour employer la surveillance d'état dans le processus d'amélioration de conception en évaluant la performance de système, en détectant la défaillance de système et en estimant l'état de santé de système. Troisièmement, une approche d'évaluation systématique est développée pour détecter les faiblesses potentielles de conception qui guide la refonte

en réduisant l'espace de recherche. Une base de connaissances en conception basée sur le cloud est proposée en utilisant des informations sur l'expertise de conception des experts du domaine et des données et informations provenant de la surveillance des conditions et d'autres sources pour aider le processus de conception en réduisant l'espace de recherche de conception et en proposant des directives de conception. L'évaluation multi-critères et les algorithmes évolutifs sont utilisés dans la conception et la conception détaillée pour un processus de conception plus efficace. Une étude de cas sur la production industrielle est menée pour démontrer la procédure du cadre proposé. L'approche proposée présente un grand potentiel d'application réelle pour l'évolution de la conception complexe d'un système d'ingénierie, en particulier avec l'avancement des technologies IoT et CC.

L'article [140] présente d'abord une approche basée sur les agents mobiles pour la maintenance prédictive dans le cloud manufacturing. En tant que technique émergente, l'approche basée sur les agents mobiles permet un nouveau paradigme pour la maintenance prédictive en tant que services à distance au lieu de l'approche centralisée conventionnelle et fournit des services de maintenance distribués dans les entreprises manufacturières. De plus, l'agent mobile peut déployer, de façon flexible, différents services (par exemple, des algorithmes de traitement du signal) pour adapter les changements de différentes opérations et tâches dans un environnement de fabrication dynamique.

Pour évaluer l'efficacité du paradigme des agents mobiles présentés, six moteurs à induction avec différents modes de défaillance dans un système testé par moteur sont utilisés pour imiter les procédés de fabrication distribués. Les agents mobiles distribuent des algorithmes de traitement de signal (par exemple, extraction de caractéristiques) aux nœuds du cloud au lieu de transmettre des mesures de détection brutes au serveur central, et ils peuvent réduire considérablement la charge de trafic sur le réseau.

Tout en développant un logiciel en tant que service, la performance est un facteur très important à prendre en compte. Cependant, tous les travaux mentionnés ne traitent pas des performances des systèmes de pronostic. Le tableau 1 résume les travaux antérieurs et montre la comparaison entre ceux-ci et notre proposition d'approche basée sur des critères importants.

Critères Papiers	Cloud Computing	Estimation du RUL	Virtualisation	Scalabilité	Solution Distribuée	Performance du système	Qualité de Service
Benaicha et al. (2013) [90]	x	✓	x	x	x	x	x
Jay Lee et al. (2013) [131]	✓	x	✓	✓	✓	x	x
Shanhu et al. (2015) [132]	✓	✓	✓	✓	✓	x	x
Dejun et al. (2016) [133]	✓	✓	✓	x	x	x	x
Jay Lee et al. (2012) [134]	✓	✓	✓	x	x	x	x
Daniel et al. (2014) [135]	✓	x	✓	✓	✓	x	x
Lei Ren et al. (2013) [136]	✓	x	✓	✓	✓	x	x
Wu He et al. (2013) [137]	x	✓	x	x	x	x	x
Xia Min et al. (2016) [139]	✓	x	✓	x	✓	x	x
Jinjiang et al. (2015) [140]	x	✓	x	x	✓	x	x
Notre approche proposée	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

TABLE 2.1 – Comparaison entre les travaux connexes

2.12 Conclusion

Comme nous avons vu, ce chapitre donne une présentation avec une synthèse concernant les travaux réalisés pour résoudre le problème de pronostic. En outre, ce chapitre représente les

solutions du problème dans la littérature. Parmi les travaux réalisés, il existe quelques défis qui ne sont pas traités lors de la résolution du problème de pronostic tel que les problèmes de pronostic classique, la performance du système de cloud pronostic ou la qualité de service cloud pronostic. Comme nous avons vu, dans ce chapitre, que le Cloud Computing peut introduire des améliorations pour résoudre ces problèmes.

Ainsi, dans le prochain chapitre, nous allons présenter notre contribution afin de résoudre le problème posé, à travers la proposition d'une approche « Prognostic as a Service » pour fournir une solution pronostic en tant que service dans un environnement de Cloud Computing. La présente thèse proposera, entre autres, des contributions par rapport à ces besoins.

Deuxième partie

Contributions

Chapitre 3

Une approche "Prognostic as a Service" dans le Cloud Computing

3.1 Problématique et objectifs

Dans le domaine industriel, la maîtrise des coûts de production tout en assurant un niveau de qualité désiré constitue un défi clé dans ce domaine. L'un des objectifs majeurs des industriels est de minimiser au maximum les coûts élevés induits par les indisponibilités non planifiées et les pannes des équipements qui peuvent générer des pertes considérables.

Aussi l'exigence de compétitivité nécessite l'amélioration de la disponibilité, de la fiabilité et de la sécurité tout en réduisant les coûts du cycle de vie des moyens de production.

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

La maintenance prédictive est un type de maintenance basée principalement sur le pronostic qui est l'estimation du temps de fonctionnement avant la défaillance d'un équipement ou d'un système.

Une capacité de pronostic efficace permet aux clients, aux fabricants de produits et aux équipementiers de surveiller la santé du système, d'estimer le RUL des systèmes et de prendre des mesures correctives.

Beaucoup de travaux dans le domaine du PHM (Prognostics and Health Management), dont le but d'estimer le temps résiduel avant défaillance (RUL), ont montré que, pour une meilleure estimation, la nécessité de :

- Un accès omniprésent et la disponibilité de maintenance à tout moment et partout.
- Une grande infrastructure pour exécuter des solutions et un grand espace mémoire pour les données de stockage.
- La communication entre les usines qui ont de nombreux sites distribués et qui partagent les expériences qui peuvent être facilement réutilisées par d'autres utilisateurs industriels ayant des besoins similaires.
- Demande multi-locataire
- La sécurité des données de maintenance et de l'utilisateur.

Pour satisfaire ces exigences, nous avons opté pour une solution informatique en introduisant le paradigme du Cloud Computing. Les avancées technologiques et la nouvelle idéologie, à savoir X as a Service, apportées par le paradigme émergent du Cloud Computing ouvrent de nouvelles opportunités pour s'attaquer aux obstacles existants à l'implémentation des systèmes PHM.

Le cloud computing a apporté de nouveaux modèles de services et de nouvelles opportunités de recherche dans les secteurs de la fabrication et des services avec des avantages en termes d'accessibilité omniprésente, d'évolutivité pratique et de mobilité. Avec l'émergence du big data industriel provoqué par l'avènement de l'Internet of Things (IOT) et la mise en œuvre étendue de réseaux de capteurs, le paradigme du Cloud Computing peut être utilisé comme plateforme d'hébergement pour des algorithmes autonomes d'exploration de données et d'apprentissage cognitif. Face aux complications des données du monde réel, un framework de

conception systématique pour la mise en œuvre de pronostic basé sur le Cloud est développé (voir figure 3.1). Il fournira une solution de pronostic appropriée et efficace en tant que service, sur demande d'un client, conformément à un contrat SLA (Service Level Agreement) établi à l'avance pour assurer une meilleure qualité de service et payer ce service par utilisation (pay as you go).

Les principaux composants de la plateforme Cloud pronostic incluent les différentes ressources virtuelles. Cette plateforme est conçue pour permettre une mise en œuvre plus rapide et plus large du processus de pronostic.

La figure 3.1 présente le framework général d'un système de pronostic basé sur le cloud

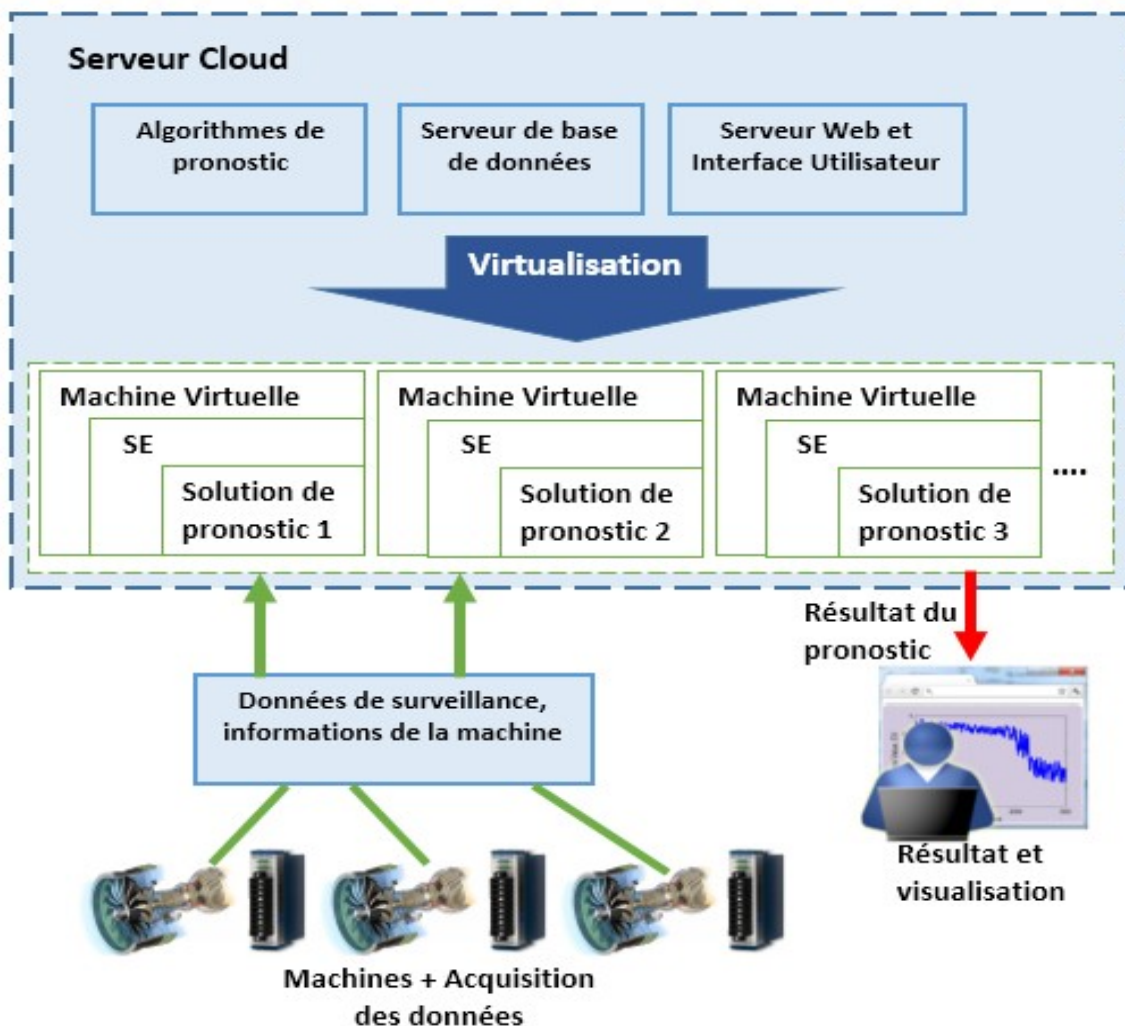


FIGURE 3.1 – Framework général pour la plateforme Cloud Pronostic

destiné à fournir une solution peu coûteuse et facile à déployer pour les données industrielles collectées dans les usines. Le système est construit sur la base de l'infrastructure fournie par le serveur cloud. Le serveur cloud est constitué de clusters de machines virtuelles (VM) sur lesquelles la partie du stockage, du traitement et de l'analyse des données sera effectuée. Un agent de surveillance, qui peut être un système intégré ou un serveur local, est affecté à chaque machine ou atelier et est utilisé pour la communication entre les machines et le serveur cloud. Un système de surveillance est affecté à chaque machine et est utilisé pour la communication entre les machines et le serveur Cloud. Pour une accessibilité rapide, les utilisateurs sont autorisés à utiliser un PC ou tout périphérique intelligent (téléphones intelligents et tablettes, par exemple) pour se connecter au serveur Cloud via une interface utilisateur et obtenir les données autorisées et les informations relatives à l'état de la machine. De plus, tous les algorithmes de traitement et d'analyse des données sont situés dans le serveur Cloud.

- **Serveur Cloud** Le serveur Cloud effectue la plupart du travail de calcul et conserve les données et les informations utilisateur basées sur des instances de machines virtuelles. En provisionnant des ordinateurs virtuels à la demande, le serveur cloud héberge les modules fonctionnels suivants.
- **Stockage de données** : Un cluster de machines virtuelles est spécialement utilisé pour le stockage de données qui ne seront transférées vers les analyseurs de données que lorsque cela sera nécessaire. Une telle gestion centralisée du stockage de données peut aider à promouvoir la sécurité et la stabilité des données.
- **Module d'algorithmes de pronostic** : Outre le stockage de données, les algorithmes de pronostic sont organisés et stockés dans un référentiel de modules d'algorithme.
- **L'interface utilisateur** : C'est une plate-forme logicielle graphique en ligne fournie aux utilisateurs finaux afin qu'ils puissent accéder à l'état de la machine et configurer les instances de surveillance de la machine en se connectant au serveur de base de données. Pour faciliter l'utilisation, l'interface utilisateur peut être développée pour plusieurs périphériques, y compris un ordinateur, des téléphones intelligents et des tablettes. L'interface utilisateur permet également aux utilisateurs de tester et configurer différents algorithmes de pronostic afin de

pouvoir découvrir une solution optimale pour chaque cas.

- **Le système de surveillance** : C'est un système intégré ou un ordinateur local qui connecte la machine au cloud. Le système collecte des données et des informations à partir de machines via certains protocoles, puis convertit les données au format requis par le serveur de cloud. Les données possibles incluent les données sur l'état de la machine et les données du capteur (vibrations, température, bruit, etc.) provenant de capteurs supplémentaires pour les composants critiques.

3.2 Architecture proposée du système

Avec tous les modules fonctionnels définis, la figure 3.2 montre l'architecture détaillée pour implémenter une plate-forme Cloud-PHM dans un environnement industriel.

Grâce à une intégration complète du paradigme du Cloud Computing et des méthodologies

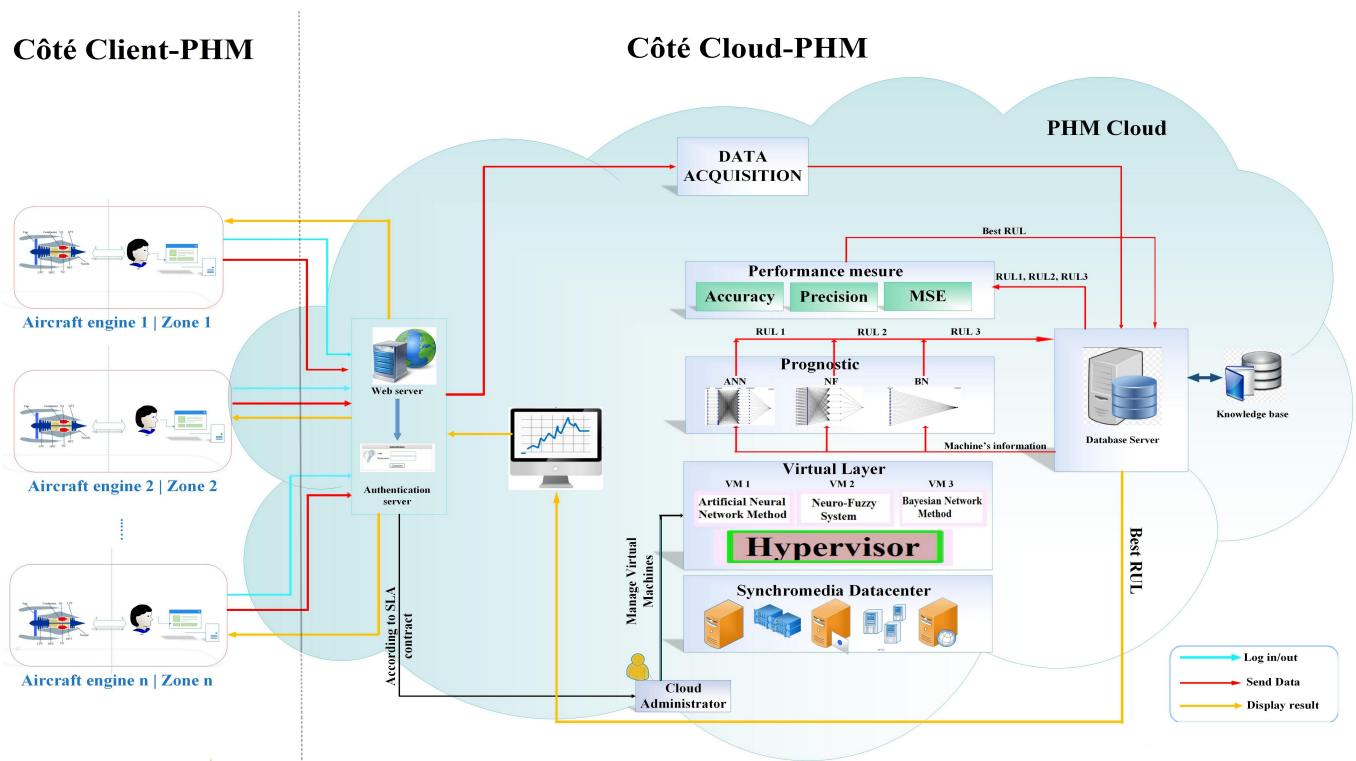


FIGURE 3.2 – Architecture proposée du système

PHM, le système de surveillance des machines en cloud a le potentiel de porter la surveillance et les pronostics de l'état des machines à un nouveau niveau. Outre les avantages d'une connec-

tivité pratique et d'une informatique à la demande, le système dépasse les autres systèmes de surveillance avec les avantages suivants :

- Faciliter l'accès à la maintenance ainsi que la disponibilité.
- Minimiser le nombre de pannes et donc assurer la continuité de la production.
- Maximiser la puissance de traitement des données.
- Augmenter l'espace mémoire de stockage des données.
- Décentraliser les sites œuvrant dans le domaine du PHM.
- Partager les expériences des fournisseurs de PHM.
- Minimiser le temps de réponse du service pronostic.
- Minimiser le coût de la maintenance.
- Améliorer la QoS.

En utilisant ce système, l'entreprise ne possède plus l'infrastructure, car celle-ci est mis à disposition par son fournisseur. Cependant, il peut progressivement accéder à de nombreux services sans avoir à gérer l'infrastructure sous-jacente, ce qui est souvent complexe (maintenance de la base de données, sauvegarde des données, mise à jour logicielle, maintenance du serveur, etc.).

L'architecture proposée est composée de deux parties :

3.2.1 Côté Client-PHM

Il représente le côté des consommateurs du service de la maintenance offert par les fournisseurs du SaaS, en général c'est l'usine. Dans cette approche, nous supposons que de nombreuses machines géographiquement distribuées peuvent communiquer en utilisant plusieurs protocoles, et généralement via des capteurs sans fil.

Selon cette architecture, le client PHM bénéficie d'une SaaS de pronostic permettant la gestion et la su-perversion du processus pronostique. Il envoie les données nécessaires vers des bases de données Cloud pour le traitement.

3.2.2 Côté Cloud-PHM

Le côté Cloud-PHM est un fournisseur dont l'infrastructure et les outils permettent de fournir des services PHM. C'est une architecture du Cloud classique dans plusieurs couches. Il fournit les ressources nécessaires (logiciel, plate-forme et infrastructure) pour accomplir des tâches de pronostic compliquées. La couche virtuelle, basée sur le principe d'élasticité, permet un niveau de calcul PHM fort et en temps réel.

Dans ce côté, nous avons l'administrateur du Cloud. Il a la tâche compliquée de la gestion et de la surveillance du Cloud. Il fournit les machines virtuelles et déploie les services disponibles (Pronostic SaaS, Pronostic PaaS et Pronostic IaaS) à un client (usine).

Processus de communication

Le contrat SLA est établi entre le fournisseur de services et le client en spécifiant tous les niveaux de services mentionnés précédemment à fournir par le fournisseur de services au client.

Après authentification, le client envoie les données nécessaires récupérées des machines aux bases de données du côté PHM-Cloud en utilisant un ensemble de protocoles et de techniques pour assurer la connexion.

Les données récupérées seront traitées et le RUL d'une machine sera estimé par plusieurs méthodes, le meilleur RUL est cependant sélectionné et envoyé au client.

Ce scénario est résumé dans le diagramme de séquence illustré dans la figure [3.3](#)

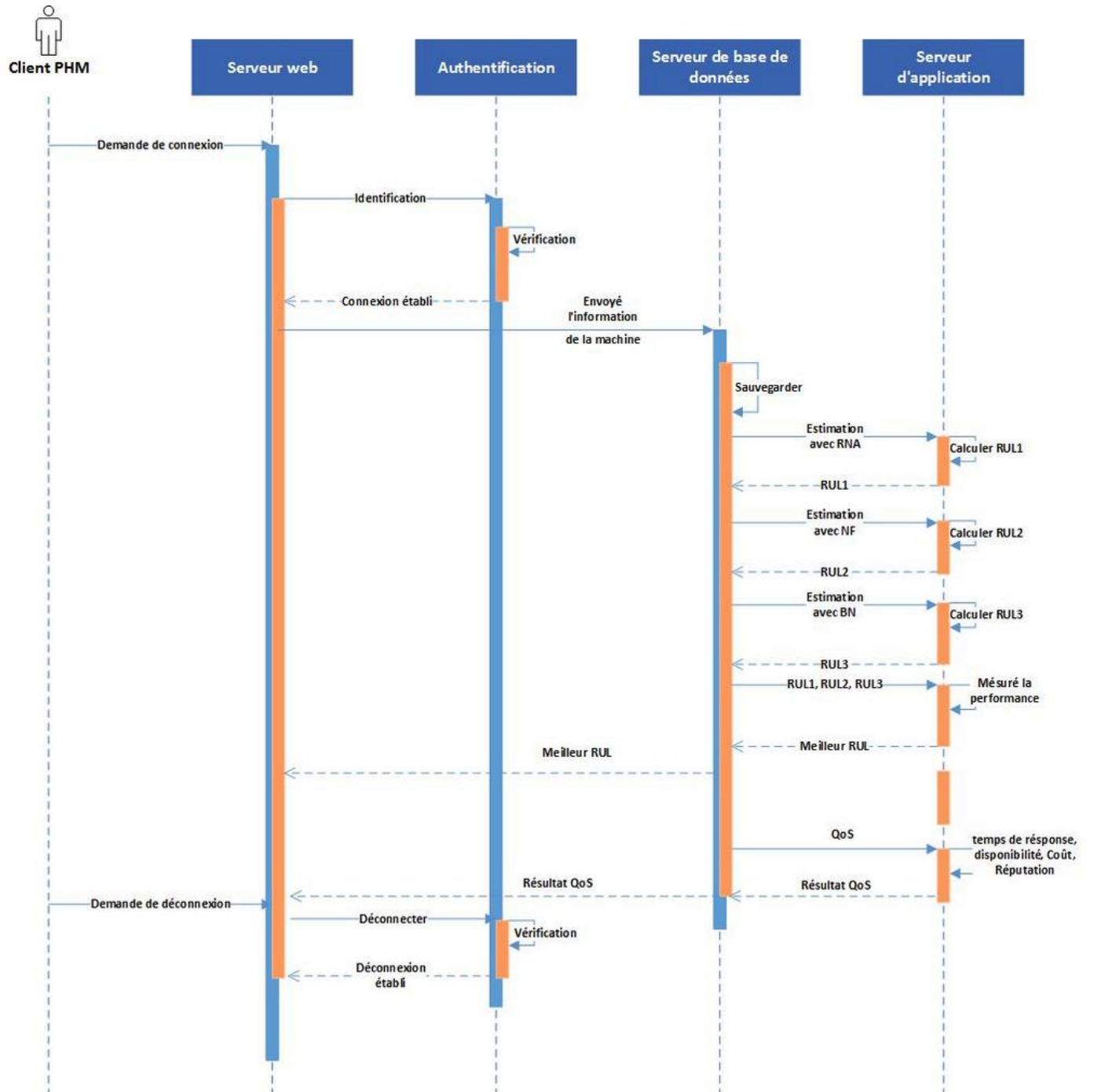


FIGURE 3.3 – Diagramme de séquence

3.3 Étude de cas

3.3.1 Domaines de prédiction réexaminés

Dans cette section, nous fournissons une évaluation concise des méthodes d'évaluation des performances de prédiction dans plusieurs domaines.

Aéronautique

L'industrie aérospatiale est probablement le domaine où la recherche et le développement sont les plus dynamiques dans le domaine des pronostics sur les systèmes. Cela s'est produit pour une bonne raison - les inspections sanitaires des systèmes sur les engins spatiaux et les aéronefs sont souvent difficiles et coûteuses, et parfois impossibles. Les conséquences d'une défaillance prématurée peuvent toutefois être désastreuses.

Les algorithmes pronostiques commencent à être appliqués à la surveillance des structures des aéronefs, de l'avionique, du câblage, des actionneurs de commande, des alimentations électriques et des systèmes de propulsion.

La fonctionnalité pronostique est incorporée dans le système de gestion de la santé du dernier avion militaire (par exemple Joint Strike Fighter) et des avions civils, afin de réduire le coût global du cycle de vie et d'améliorer la préparation au vol.

Les fabricants d'équipements d'origine ainsi que, de plus en plus, les petites entreprises ont mis en place des groupes de recherche dédiés aux pronostics. Un travail actif sur les pronostics aérospatiaux est également mené par les gouvernements nationaux (y compris les laboratoires de recherche dans les forces armées et les agences aérospatiales) ainsi que des organisations académiques à la fois aux États-Unis et ailleurs.

L'industrie aérospatiale a également conduit à l'élaboration de métriques pour évaluer les algorithmes pronostiques. La plupart des métriques ont, historiquement, mis l'accent sur

les mérites des techniques de pronostic, telles que l'exactitude et la précision, bien que ces dernières années, plus d'attention a été accordée aux mérites des entreprises. Au fur et à mesure que les systèmes pronostiques se frayent un chemin dans le secteur de l'aérospatiale commerciale, ils devraient faciliter la planification de la maintenance, la détermination optimale du mode de fonctionnement et les décisions d'achat d'actifs [82, 141].

Électronique

Les pronostics pour l'électronique sont actuellement moins avancés que les pronostics pour les systèmes mécaniques. De nombreux chercheurs dans le domaine s'inspirent donc des travaux antérieurs sur les pronostics mécaniques et utilisent des algorithmes et des métriques similaires, y compris les métriques de précision habituelles. Les méthodes utilisées pour la collecte de données comprennent la mesure des températures des composants, la collecte de données sur les conditions opérationnelles telles que les vibrations, heures d'utilisation ou température ambiante, en utilisant des jauges de contrainte pour mesurer la pression sur les joints de soudure, et détecter quand les performances d'un système se dégradent (par exemple, lorsque d'autres erreurs corrigibles commencent à se produire) [82].

Médecine

La médecine est un domaine où le diagnostic et le pronostic ont une longue tradition. En effet, la médecine a un grand nombre de tests et d'indicateurs qui sont couramment utilisés pour aider à la prise de décision comme la pression artérielle et le taux de cholestérol. Le domaine a fini par faire confiance à ces indicateurs pronostiques lorsqu'ils ont été soumis à l'essai clinique en double aveugle. Bien que ce test ne soit pas parfait, il fournit une mesure par rapport à laquelle d'autres résultats peuvent être comparés.

Bien que le pronostic soit un outil courant en médecine, la contrainte la plus importante est la manière dont les résultats pronostiques sont mesurés. Généralement, les taux de survie sont quantifiés en incréments de sorte que le problème se résume à un problème de classification.

Par exemple, on mesurerait généralement le nombre de survivants du cancer, disons 10 ans, puis évaluerait si la prédiction était correcte ou non. Malgré cette contrainte, il existe un certain nombre de paramètres auxiliaires (exactitude, précision, inter séparabilité et ressemblance, etc.) qui ont été utilisés pour quantifier la qualité d'une prédiction dans le contexte d'un problème de régression. En outre, des indications importantes sont données sur la manière de traiter des données incomplètes, et sur des domaines qui présentent un intérêt commun pour d'autres domaines tels que les statistiques [82].

Nucléaire

Avec l'augmentation de la demande en énergie, les centrales nucléaires jouent un rôle important dans le secteur de l'énergie. La durée de vie moyenne d'un réacteur nucléaire étant de 20 à 30 ans, des efforts sont en cours pour prolonger la durée de vie de ces réacteurs en utilisant des techniques avancées de surveillance et de maintenance. Alors que les diagnostics avancés ont été mis en œuvre aux États-Unis et en Europe, les pronostics sont encore à des niveaux conceptuels. La plupart des métriques développées jusqu'ici ont été d'établir une analyse de rentabilisation rentable plutôt que mûrir des pronostics lui-même. Les enregistrements de données tels que l'efficacité globale de l'exploitation de l'usine et la maintenance, les dossiers de réparation des machines, etc. sont utilisés pour calculer l'analyse coûts-avantages du pronostic. Par exemple, l'amélioration de l'efficacité thermique se traduit par des économies de coûts de gaz et une augmentation de la capacité disponible traduite en économies en n'utilisant pas l'unité de réserve, etc.

Cependant, le manque de déploiement de pronostics a conduit à très peu de recherches pour améliorer le pronostic lui-même et donc pas beaucoup de schémas de vérification [82].

Finance

Les techniques de prévision sont utilisées en finance et en économie. Ceux-ci sont généralement basés sur des méthodes statistiques, basées sur des techniques de régression ou

d'analyse de séries chronologiques. Des méthodes d'évaluation des performances ont été développées et étudiées pour les algorithmes de prédiction dans le contexte de la recherche prévisionnelle. Ces méthodes sont axées sur la précision des prédictions et la sélection des modèles / algorithmes. La précision de prédiction est abordée en calculant des statistiques sur l'erreur de prédiction. Ces statistiques déduisent des paramètres comme la tendance centrale et la variabilité en supposant une forme particulière de la distribution de probabilité de l'erreur ou en ne faisant aucune hypothèse sur la distribution des erreurs en utilisant des méthodes comme la médiane et MAD (Median Absolute Deviation). D'un autre côté, dans la sélection de modèles de prévision, l'intention est de sélectionner un modèle / algorithme de prévision qui soit statistiquement meilleur qu'un algorithme de référence. Les techniques de sélection de modèles sont également fortement basées sur des erreurs de prédiction [82].

Météo

Les prévisions météorologiques ont probablement été l'une des premières tentatives de modélisation et de prédiction de l'homme, et elles continuent d'être tout aussi importantes aujourd'hui qu'avant.

Différentes méthodologies de modélisation et de prévision ont évolué à partir de l'étude de la météo ainsi que de diverses mesures pour comparer ces techniques. Cependant, l'essence des mesures largement utilisées peut être regroupée en deux catégories : celles qui mesurent le biais ou l'erreur par rapport à une référence, et celles qui mesurent la résolution ou la capacité de la prévision à distinguer les différents résultats. Les bases de référence à utiliser comme base de comparaison peuvent également varier entre l'historique météorologique global (sur les 10 dernières années, par exemple), les mesures en cours ou même les prévisions de référence. Ce type d'approche est bien adapté à un domaine où les mesures ont été améliorées en précision, mais notre compréhension des conditions météorologiques continue d'évoluer [82].

Une autre application connexe qui a attiré notre attention est la prédiction de la puissance des éoliennes, où la tâche de prédiction correspond au pronostic en ce qu'elle utilise des échelles

de temps différentes selon les applications spécifiques. Par exemple, (1) planifier les centrales électriques en fonction d'un horizon de prévision de 3 à 10 heures, (2) évaluer la valeur de l'électricité produite pour divers utilisateurs finaux sur un horizon de prévision de 0-48 heures, et (3) Échelles temporelles plus longues pour la planification de la maintenance. Les performances sont généralement évaluées à l'aide d'un modèle de référence, souvent appelé modèles de persistance. Les métriques basées sur les erreurs comme le biais, le MAE, RMSE, MSE, SDE, Coefficient de détermination (R^2), etc. sont les plus communs ici aussi. Également mentionné est une métrique appelée Surplus pour une période donnée, qui est la somme de toutes les erreurs de prédiction positive. Toutes les erreurs sont déterminées pour l'étape $k-0$. Une autre métrique utilisée est celle des erreurs de prédiction au carré pour la prédiction k -ahead (k est petit pour les prévisions à court terme et large pour les prévisions à long terme) [82].

Automobile

Les pronostics sont récemment devenus une partie essentielle du diagnostic embarqué (OBD) des derniers véhicules. "Le but de cette technologie est d'évaluer continuellement les informations de diagnostic dans le temps afin d'identifier toute dégradation potentielle importante des sous-systèmes du véhicule pouvant causer un défaut, de prédire la durée de vie restante du composant ou sous-système concerné et d'alerter le conducteur avant une telle erreur se produit" [54]. La plupart du temps, l'approche consiste en une tendance des résidus extraits de l'information diagnostique [55]. La méthodologie globale est guidée par les données et convient lorsque des données de référence complètes sont disponibles [57].

3.3.2 Etude de cas utilisé

Les moteurs d'avion sont conçus pour être utilisés pendant plusieurs dizaines d'années. Prévoir la progression des dommages dans les turbomachines des moteurs d'avion est une tâche très importante pour la planification de la maintenance conditionnelle. La surveillance de l'état des moteurs d'aéronefs a suscité beaucoup d'attention de la part des chercheurs [141].

Dans le présent travail, nous avons utilisé « PHM08 Challenge Data Set of Aircraft Engine ». Les données surveillées du système d'un moteur d'avion sont tirées du Répertoire des données du Centre d'excellence en pronostics de la NASA (National Aeronautics and Space Administration).

Le suivi et la prédiction de la progression des dommages dans les turbomachines de moteurs d'avions ont quelques racines dans le travail de Kurosaki et al. [142]. Ils estiment l'efficacité et la déviation du débit du compresseur et de la turbine en fonction des données opérationnelles, et utilisent cette information pour la détection des défaillances. Chatterjee et Litt ont mené d'autres études sur le suivi en ligne et ont pris en compte les effets de la dégradation des performances du moteur, représentés par la capacité de débit et les ajustements d'efficacité [143]. Dans [144], des surfaces de réponse pour diverses sorties de capteurs sont générées pour une gamme de valeurs de débit et d'efficacité en utilisant un modèle de simulation.

Ces surfaces de réponse sont utilisées pour identifier les paramètres de santé du flux et de l'efficacité d'un moteur réel en faisant correspondre de manière optimale l'ensemble des lectures de capteur avec des valeurs de capteur simulées, aboutissant à une seule solution possible. Le processus choisi ici continue sur un chemin similaire et suit de près celui décrit dans [144].

3.3.3 Scénario expérimental

Les ensembles de données consistent en plusieurs séries chronologiques multi variées. Chaque ensemble de données est subdivisé en sous-ensembles de formation et de test. Chaque série temporelle provient d'un moteur différent, c'est-à-dire que les données peuvent être considérées comme provenant d'une flotte de moteurs du même type. Chaque moteur commence avec différents degrés d'usure initiale et de variation de fabrication inconnue de l'utilisateur. Cette usure et cette variation sont considérées comme normales, c'est-à-dire qu'elles ne sont pas considérées comme une condition de défaut. Trois paramètres opérationnels ont un effet important sur les performances du moteur. Ces paramètres sont également inclus dans les données. Les données sont contaminées par le bruit du capteur.

Le moteur fonctionne normalement au début de chaque série chronologique et commence à se dégrader à un moment donné au cours de la série. Dans l'ensemble d'apprentissage, la dégradation augmente en amplitude jusqu'à atteindre un seuil prédéfini au-delà duquel il n'est pas préférable de faire fonctionner le moteur. Dans l'ensemble de test, la série temporelle se termine un certain temps avant la fin de la dégradation. L'objectif de la compétition est de prédire le nombre de cycles de fonctionnement restants avant dans l'ensemble de test, c'est-à-dire, le nombre de cycles de fonctionnement après le dernier cycle que le moteur continuera à fonctionner correctement.

3.3.4 Usage

Les données sont fournies sous la forme d'un fichier texte compressé au format zip avec 26 colonnes de chiffres, séparées par des espaces. Chaque ligne est un instantané des données prises au cours d'un cycle opérationnel unique ; chaque colonne est une variable différente. Les colonnes correspondent à :

- 1) numéro d'unité
- 2) le temps, en cycles (l'âge actuel)
- 3) paramètre opérationnel 1
- 4) paramètre opérationnel 2
- 5) paramètre opérationnel 3
- 6) mesure de capteur 1
- 7) mesure de capteur 2
- ...
- 26) mesure du capteur 21

Les moteurs d'avion sont conçus pour être utilisés pendant plusieurs dizaines d'années. Prévoir la progression des dommages dans les turbomachines des moteurs d'avion est une tâche très importante pour la planification de la maintenance conditionnelle. La surveillance de l'état des moteurs d'aéronefs a suscité beaucoup d'attention de la part des chercheurs [141].

Dans le présent travail, nous avons utilisé PHM08 Challenge Data Set of Aircraft Engine. Les données surveillées du système d'un moteur d'avion sont tirées du Répertoire des données du Centre d'excellence en pronostics de la NASA (National Aeronautics and Space Administration). Les ensembles de données consistent en plusieurs séries chronologiques multivariées. Chaque ensemble de données est divisé en sous-ensembles de formation et de test. Chaque série temporelle provient d'un moteur différent, c'est-à-dire que les données peuvent être considérées comme provenant d'une flotte de moteurs du même type. Chaque moteur démarre avec différents degrés d'usure initiale et de variation de fabrication inconnus de l'utilisateur. Les données sont fournies sous la forme d'un fichier texte compressé avec 26 colonnes de chiffres, séparées par des espaces. Chaque ligne est un instantané des données prises au cours d'un cycle opérationnel unique ; chaque colonne est une variable différente [141].

Dans cette expérience, il y a 25 entrées comme indiqué dans la figure 3.4, qui sont :

Operational Settings(OS)		
S.No.	Description	Range
1	Altitude	0-42K ft.
2	Mach number	0-0.84
3	Throttle resolver angle	20-100
Sensor Measurements(SM)		
S.No.	Description	
1	Total temperature at fan inlet (°R)	
2	Total temperature at LPC outlet (°R)	
3	Total temperature at HPC outlet (°R)	
4	Total temperature at LPT outlet (°R)	
5	Pressure at fan inlet (psia)	
6	Total pressure in bypass-duct (psia)	
7	Total pressure at HPC outlet (psia)	
8	Physical fan speed (rpm)	
9	Physical core speed (rpm)	
10	Engine pressure ratio (P50/P2)	
11	Static pressure at HPC outlet (psia)	
12	Ratio of fuel flow to Ps30 (pps/psi)	
13	Corrected fan speed (rpm)	
14	Corrected core speed (rpm)	
15	Bypass Ratio	
16	Burner fuel-air ratio	
17	Bleed Enthalpy	
18	Demanded fan speed (rpm)	
19	Demanded corrected fan speed (rpm)	
20	HPT coolant bleed (lbm/s)	
21	LPT coolant bleed (lbm/s)	

FIGURE 3.4 – Description des réglages opérationnels et des mesures du capteur

- Le premier est l'âge actuel (t_i),
- Les trois (3) suivants sont des conditions opérationnelles,
- Les vingt et un (21) suivants sont des mesures de capteurs.

Dans ce travail, nous allons calculer le RUL. C'est le pourcentage de vie résiduelle (RUL) du moteur calculé à l'aide de l'équation (3.1) :

$$RUL = \frac{TimeToFailure - CurrentAge}{TimeToFailure} \quad (3.1)$$

Le RUL est normalisé entre 0 et 1, la valeur 1 indique qu'il reste 100% de la durée de vie (le composant est nouveau) et l'unité est en panne lorsque le pourcentage du RUL atteint la valeur 0.

L'erreur moyenne quadratique est évaluée selon l'équation (3.2) :

$$RUL = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (t_i - a_i)^2 \quad (3.2)$$

Avec,

- t_i est la valeur estimée
- a_i est la valeur réelle
- N est le nombre de points de données

3.4 Performance du système

L'évaluation des performances pronostiques est d'une importance capitale pour un déploiement réussi du système PHM. L'absence précoce de méthodes normalisées pour l'évaluation de la performance et les jeux de données de référence a permis de s'appuyer sur des mesures de performance conventionnelles empruntées aux statistiques. Ces métriques étaient principalement fondées sur l'exactitude et la précision lorsque les performances sont évaluées par rapport à la fin de vie réelle (EoL) généralement connue a priori dans un environnement hors ligne. Plus récemment, les efforts de maturation de la technologie pronostique ont mis

l'accent sur la standardisation des méthodes pronostiques, y compris celles de l'évaluation des performances. Un aspect clé, absent des métriques conventionnelles, est la capacité de suivre les performances avec le temps. Ceci est important car le pronostic est un processus dynamique où les prédictions sont mises à jour avec une fréquence appropriée à mesure que davantage de données d'observation deviennent disponibles à partir d'un système opérationnel.

De même, la performance de la prédiction change avec le temps qui doit être suivi et quantifié. Un autre aspect qui rend ce processus différent dans un contexte PHM est la valeur temporelle d'une prédiction RUL. À mesure qu'un système se rapproche de l'échec, la fenêtre de temps pour prendre une mesure corrective devient plus courte et, par conséquent, la précision des prévisions devient plus critique pour la prise de décision. Enfin, le caractère aléatoire et le bruit dans le processus, les mesures et les modèles de prédiction sont inévitables et, par conséquent, les pronostics comportent inévitablement des incertitudes dans ses estimations. Une évaluation robuste des performances pronostiques doit intégrer les effets de cette incertitude.

La performance a toujours été une préoccupation majeure des entreprises. Pour comparer les méthodes précédentes et extraire la plus performante, nous devons étudier la performances du système de pronostic en calculant l'exactitude, la précision et le MSE comme mentionné dans le premier chapitre, section 5.

3.5 QoS

Un accord de niveau de service (SLA) est un contrat légal entre le fournisseur de services et l'utilisateur Cloud. Il est généré par la négociation entre eux. Par conséquent, les fournisseurs d'informatique en nuage cherchent à maximiser leurs profits et à garantir la qualité de service aux utilisateurs afin d'améliorer leur réputation sur le marché.

Dans notre travail, il a préalablement défini les besoins des clients, défini un cadre général permettant de comprendre les deux côtés, la définition des niveaux de service et leurs critères de mesure, notamment certains critères de qualité de service indiqués dans le tableau [3.1](#).

Critère de QoS	Fonction	Mesure
Temps de réponse	$Temps\ de\ réponse = \frac{\sum_i T_i}{n}$	ms
Disponibilité	$Disponibilité = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR}$	%
Coût	$Coût = 4 \times ToU$	\$
Réputation	$Réputation = \frac{\sum_{n=1}^N R_n}{N}$	%

TABLE 3.1 – Critères de QoS

Nous nous concentrons sur les quatre critères de QoS montrés dans le tableau 3.1. Les fonctions de temps de réponse, la disponibilité et la réputation sont déjà définies dans le deuxième chapitre, section 9. En outre, nous supposons que le coût, qui est les frais que le demandeur doit payer au fournisseur de service pour l'utilisation du service, est calculé en utilisant une fonction linéaire définie comme suit :

$$Coût = 4 \times ToU \quad (3.3)$$

Avec, ToU représente le temps d'utilisation du service de pronostic en minutes ; et on nous supposons que la minute d'utilisation du service cloud pronostic coûte 4\$.

En outre, dans ce travail, nous supposons que la réputation de ce service est fixe = 0.71.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé et étudié une solution «Prognostic as a Service» afin de fournir un service de pronostic basé sur le cloud computing. Ainsi, nous avons conçu une architecture dédiée à cette solution puis détaillé les différents blocs de cette architecture.

Après avoir choisi l'approche basée données dans notre thèse, nous allons implémenter trois méthodes : le réseau de neurones artificiels, le système neuro-flou et le réseau bayésien afin d'estimer le RUL d'un ensemble de moteurs d'avion. Les données utilisées proviennent du

référentiel de données du centre d'excellence en pronostic de la National Aeronautics and Space Administration (NASA).

Dans le but d'étudier et discuter la performance de notre système, une étude comparative entre les méthodes va être réalisée en calculant l'exactitude, la précision et le MSE. Pour évaluer l'approche proposée, nous allons étudier la qualité de service du système de cloud pronostic en fonction du temps de réponse, de la disponibilité, du coût moyen et de réputation de l'approche proposée.

Chapitre 4

Implémentation de l'approche proposée

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les outils et les plateformes utilisés pour développer notre approche. Ensuite, nous présentons les différentes interfaces développées de notre solution. Enfin, les résultats obtenus seront discutés.

4.2 Méthodes utilisées

L'approche guidée par les données est basée sur l'utilisation des méthodes d'intelligence artificielle pour construire des modèles et prédire la durée de vie restante (RUL) du système. Dans cette section, nous allons présenter les méthodes et les outils utilisés pour estimer le RUL des machines.

4.2.1 Réseau de neurones artificiels

Définition

Un réseau artificiel consiste en un groupe d'unités de traitement simples qui communiquent en envoyant des signaux les uns aux autres sur un grand nombre de connexions pondérées. Un

ensemble d'aspects majeurs d'un modèle distribué parallèle peut être distingué :

- Un ensemble d'unités de traitement (neurones, cellules).
- Un état d'activation Y_k pour chaque unité équivalente à la sortie de l'unité.
- Connexions entre les unités, généralement chaque connexion est définie par un poids W_{jk} qui détermine l'effet que le signal de l'unité j a sur l'unité k.
- Une règle de propagation, qui détermine l'entrée effective S_k d'une unité à partir de ses entrées externes.
- Une fonction d'activation F_k , qui détermine le nouveau niveau d'activation basé sur l'entrée effective $S_k(t)$ et l'activation actuelle $Y_k(t)$.
- Une entrée externe (alias bias, offset) θ_k pour chaque unité.
- Une méthode de collecte d'informations (la règle d'apprentissage).
- Un environnement dans lequel le système doit fonctionner, fournissant des signaux d'entrée et, si nécessaire, des signaux d'erreur.

Unités de traitement

Chaque unité effectue un travail relativement simple : recevoir l'entrée de voisins ou de sources externes et l'utiliser pour calculer un signal de sortie qui est propagé à d'autres unités. En dehors de ce traitement, une deuxième tâche est l'ajustement des poids, le système est intrinsèquement parallèle dans le sens où de nombreuses unités peuvent effectuer leurs calculs en même temps.

Dans les systèmes neuronaux, il est utile de distinguer trois types d'unités : les unités d'entrée (indiquées par un index i) qui reçoivent des données extérieures au réseau neuronal, les unités de sortie (indiquées par un index o) qui envoient des données hors du réseau neuronal, unités cachées (indiquées par un index h) dont les signaux d'entrée et de sortie restent dans le réseau neuronal [145].

Pendant le fonctionnement, les unités peuvent être mises à jour de manière synchrone ou asynchrone.

Connexions entre les unités

Dans la plupart des cas, nous supposons que chaque unité fournit une contribution additive à l'entrée de l'unité avec laquelle elle est connectée. L'entrée totale à l'unité k est simplement la somme pondérée des sorties séparées de chacune des unités connectées plus un terme de polarisation ou de décalage θ_k [146].

$$S_k(t) = \sum_j W_{jk}(t) Y_j + \theta_k(t) \quad (4.1)$$

Activation et règles de sortie

Nous avons aussi besoin d'une règle qui donne l'effet de l'entrée totale sur l'activation de l'unité. Nous avons besoin d'une fonction F_k qui prend l'entrée totale $S_k(t)$ et l'activation actuelle $Y_k(t)$ et produit une nouvelle valeur d'activation de l'unité k :

$$Y_k(t+1) = F_k(Y_k(t), S_k(t)) \quad (4.2)$$

Souvent, la fonction d'activation est une fonction non décroissante de l'entrée totale de l'unité :

$$Y_k(t+1) = F_k(W_{jk}(t), Y_j(t) + \theta_k(t)) \quad (4.3)$$

Bien que les fonctions d'activation ne soient pas limitées aux fonctions non décroissantes, une fonction de seuil limite est généralement utilisée : une fonction de seuil limite stricte (fonction sgn) ou une fonction linéaire ou semi-linéaire ou un seuil de limitation régulière. Une fonction sigmoïde comme Eq(6) est utilisée. Dans certaines applications, une tangente hyperbolique est utilisée, ce qui donne des valeurs de sortie dans l'intervalle $[-1, +1]$ [146].

$$Y_k = F_k(S_k) = \frac{1}{1 + \exp_k s} \quad (4.4)$$

Topologies de réseau

Dans la partie précédente, nous avons discuté des propriétés de l'unité de traitement de base dans un réseau neuronal artificiel. Cette section se concentre sur le schéma des connexions entre les unités et la propagation des données. La distinction principale que nous pouvons faire

est entre :

- **Les réseaux Feed-forward** où le flux de données des unités d'entrée vers les unités de sortie est strictement rémanent. Le traitement des données peut s'étendre sur plusieurs unités mais aucune connexion de retour n'est présente, c'est-à-dire, des connexions s'étendant des sorties des unités aux entrées des unités dans la même couche ou les couches précédentes.
- **Les réseaux récurrents** qui contiennent des connexions de retour contrairement aux réseaux de feed-forward, les propriétés dynamiques du réseau sont importantes. Dans certains cas, les valeurs d'activation des unités subissent un processus de relaxation tel que le réseau évoluera vers un état stable dans lequel ces activations ne changeront plus. Dans d'autres applications, les modifications des valeurs d'activation des neurones de sortie sont significatives de sorte que le comportement dynamique constitue la sortie du réseau [147].

Apprentissage de réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones doit être configuré de telle sorte que l'application d'un ensemble d'entrées produise (directement ou via un processus de relaxation) l'ensemble de sorties souhaité. Il existe différentes méthodes pour définir les points forts des connexions, une méthode consiste à définir explicitement les poids à l'aide d'une connaissance a priori. Une autre façon est de former le réseau neuronal en lui appliquant des schémas pédagogiques et en lui permettant de changer de poids [145].

Paradigmes d'apprentissage

Nous pouvons classer les situations d'apprentissage dans deux sortes distinctes. Ceux-ci sont :

- Apprentissage supervisé dans lequel le réseau est formé en lui fournissant une entrée et des schémas de sortie correspondants. Ces paires d'entrées-sorties peuvent être fournies par un enseignant externe ou par le système qui contient le réseau (auto-supervisé).
- Apprentissage non supervisé dans lequel une unité (de sortie) est formée pour répondre à des groupes de modèles dans l'intrant. Dans ce paradigme, le système est censé découvrir des ca-

ractéristiques statistiquement significatives de la population d'entrée. il n'y a pas d'ensemble a priori de catégories dans lesquelles les modèles doivent être classés, mais le système doit développer sa propre représentation des stimuli d'entrée.

4.2.2 Système neuro-flou

La logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne de Zadeh en 1965 basée sur la théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un état autre que vrai ou faux, la logique floue fournit une exibilité de raisonnement très précieuse qui permet de prendre en compte les inexactitudes et incertitudes [148]. Un des avantages de la logique floue pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont définies en langage naturel.

Les ensembles flous

Les ensembles flous sont un développement ultérieur du concept mathématique d'un ensemble. Les ensembles ont d'abord été étudiés formellement par le mathématicien allemand Georg Cantor (1845-1918). Sa théorie des ensembles rencontra beaucoup de résistance durant sa vie, mais de nos jours la plupart des mathématiciens croient qu'il est possible d'exprimer la plupart, sinon la totalité, des mathématiques dans le langage de la théorie des ensembles. De nombreux chercheurs se penchent sur les conséquences de la théorie des ensembles «flou», et beaucoup de littérature mathématique en est le résultat. Pour les ingénieurs de contrôle, la logique floue et les relations floues sont les plus importantes pour comprendre le fonctionnement des règles floues [149].

Un ensemble conventionnel est une collection d'objets qui peuvent être traités dans leur ensemble. Cantor a décrit un ensemble par ses membres, de sorte qu'un élément d'un univers donné soit un membre ou non. Les termes set, collection et class sont synonymes, tout comme

les termes item, element et member. Presque tout ce qu'on appelle un ensemble dans la conversation ordinaire est un ensemble acceptable dans le sens mathématique. Les ensembles flous ont plus qu'un critère d'appartenance.

Systeme neuro-flou

Les avantages des systemes flous sont :

- Capacité de représenter les incertitudes inhérentes à la connaissance humaine avec des variables linguistiques.
- Interaction simple de l'expert du domaine avec l'ingénieur concepteur du système.
- Interprétation facile des résultats, en raison de la représentation des règles naturelles.
- Extension facile de la base de connaissances grâce à l'ajout de nouvelles règles.
- Robustesse par rapport aux perturbations possibles du système.

Et ses inconvénients sont :

- Incapable de généraliser, ou bien, il ne répond qu'à ce qui est écrit dans sa base de règles.
- Non robustes par rapport aux changements topologiques du système, de tels changements nécessiteraient des modifications de la base de règles.
- Dépend de l'existence d'un expert pour déterminer les règles logiques d'inférence.

Les avantages des réseaux de neurones sont :

- Capacité d'apprentissage.
- Capacité de généralisation.
- Robustesse par rapport aux perturbations.

Et ses inconvénients sont :

- Interprétation impossible de la fonctionnalité
- Difficulté à déterminer le nombre de couches et le nombre de neurones.

4.2.3 Réseau bayésien

Les réseaux bayésiens, également connus sous le nom de réseaux de croyances (ou réseaux de Bayes en abrégé), appartiennent à la famille des modèles graphiques probabilistes. Ces structures graphiques sont utilisées pour représenter des connaissances sur un domaine incertain. En particulier, chaque nœud du graphe représente une variable aléatoire, tandis que les arêtes entre les nœuds représentent des dépendances probabilistes parmi les variables aléatoires correspondantes. Ces dépendances conditionnelles dans le graphique sont souvent estimées en utilisant des méthodes statistiques et de calcul connues. Ainsi, les réseaux bayésiens combinent les principes de la théorie des graphes, de la théorie des probabilités, de l'informatique et des statistiques. Les réseaux bayésiens correspondent à une autre structure de modèle graphique connue sous le nom de graphe acyclique dirigé qui est populaire dans les statistiques, l'apprentissage automatique et les sociétés d'intelligence artificielle.

Les réseaux bayésiens sont mathématiquement rigoureux et intuitivement compréhensibles. Ils permettent une représentation et un calcul efficaces de la distribution de probabilité conjointe sur un ensemble de variables aléatoires [150]. Les réseaux bayésiens peuvent être définis comme un cas particulier de la classe plus générale appelée modèles graphiques dans lesquels les nœuds représentent des variables aléatoires et l'absence d'arc représente les hypothèses d'indépendance conditionnelle entre les variables.

4.3 Outils utilisés

4.3.1 Plateforme Matlab

La plate-forme MATLAB est optimisée pour résoudre les problèmes d'ingénierie et scientifiques. Le langage MATLAB basé sur la matrice est le moyen le plus naturel au monde d'exprimer les mathématiques informatiques. Les graphiques intégrés facilitent la visualisation et permettent de mieux comprendre les données. Une vaste bibliothèque de boîtes à outils prédéfinies nous permet de nous lancer tout de suite avec des algorithmes essentiels à notre domaine. Ces

outils et fonctionnalités MATLAB sont tous rigoureusement testés et conçus pour fonctionner ensemble [151].

4.3.2 Neural Network Toolbox

Neural Network Toolbox fournit des algorithmes, des fonctions et des applications pour créer, former, visualiser et simuler des réseaux de neurones. Nous pouvons effectuer une classification, une régression, un regroupement, une réduction de la dimensionnalité, une prévision chronologique, ainsi que la modélisation et le contrôle dynamique de systèmes. La boîte à outils comprend des algorithmes "convolutional neural network" et "autoencoder deep learning" pour la classification d'images et l'apprentissage de fonctions. Pour accélérer la formation de grands ensembles de données, nous pouvons répartir les calculs et les données entre des processeurs multicœurs, des GPU et des clusters d'ordinateurs à l'aide de Parallel Computing Toolbox [152].

4.3.3 Fuzzy Logic Toolbox

Fuzzy Logic Toolbox fournit des fonctions MATLAB, des applications et un bloc Simulink pour analyser, concevoir et simuler des systèmes basés sur la logique floue. Le produit nous guide à travers les étapes de la conception de systèmes d'inférence flous. Les fonctions sont fournies pour de nombreuses méthodes courantes, notamment la mise en cluster floue et l'apprentissage neurofuzzy adaptatif. La boîte à outils nous permet de modéliser des comportements système complexes à l'aide de simples règles de logique, puis de les implémenter dans un système d'inférence floue. Nous pouvons l'utiliser comme moteur d'inférence floue autonome. Nous pouvons également utiliser des blocs d'inférence flous dans Simulink et simuler les systèmes flous dans un modèle complet de l'ensemble du système dynamique [153].

4.3.4 Bayes Net Toolbox

Bayes Net Toolbox (BNT) est un package Matlab open source destiné aux modèles graphiques dirigés. Le BNT prend en charge de nombreux types de nœuds (distributions de probabilité), l'inférence exacte et approximative, l'apprentissage de paramètres et de structures, ainsi que les modèles statiques et dynamiques [154].

4.4 Résultats obtenus et discussions

Nous avons hébergé notre infrastructure cloud dans un environnement de nuages du laboratoire Synchronmedia Datacenter du département d'automatisation de l'École de technologie supérieure de l'Université du Québec.

Les caractéristiques de l'infrastructure cloud sont reportées dans le tableau 4.1.

Serveurs	Web	Application	Base de données
Caractéristiques			
SE	Ubuntu 14.04		CentOS 7
CPU (Core)	8		6
RAM (Gb)	12		
Hyperviseur	Xen		
HDD (Gb)	1000		

TABLE 4.1 – Les caractéristiques de l'infrastructure virtuelle cloud

4.4.1 Résultats du RUL

Nous avons estimé le RUL de 218 moteurs d'avion en utilisant les trois méthodes précédentes. Nous pouvons afficher le RUL de plusieurs machines mais cela peut ne pas être clair et lisible. Pour cette raison, nous avons choisi d'afficher et de comparer le RUL de trois moteurs.

Chacune des figures suivantes montre trois graphiques représentant une estimation RUL de

trois moteurs. Dans chaque graphique, nous avons deux axes :

- L'axe horizontal représente l'âge de la machine, ses valeurs sont comprises entre 0 et 250 cycles.
- L'axe vertical représente le RUL estimé par la méthode sélectionnée, ses valeurs sont comprises entre 0 et 1 (pourcentage).

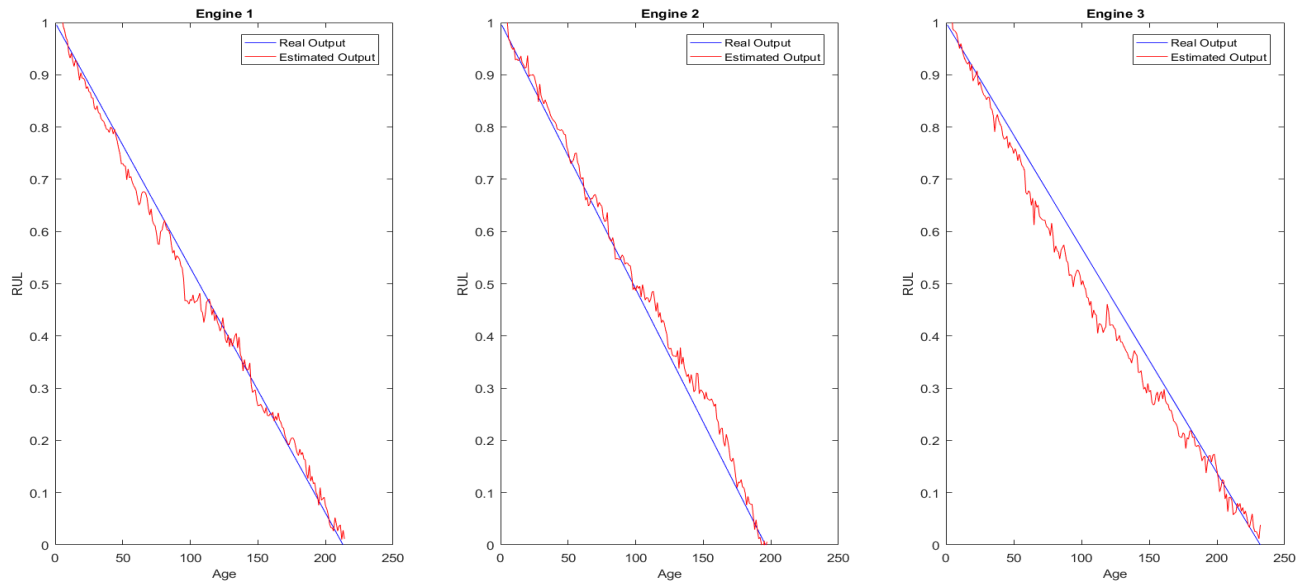


FIGURE 4.1 – Estimation du RUL avec la méthode RNA

La ligne bleue représente le RUL réel du moteur et la ligne rouge représente le RUL estimé en utilisant nos méthodes.

Lorsque le moteur commence à fonctionner, il est en bon état (lorsque le RUL est égal à 1, c.à.d. que le moteur est nouveau) et, avec le temps, nous notons clairement la diminution du RUL, cela signifie la dégradation du moteur jusqu'à la panne (lorsque le RUL atteint la valeur 0, c.à.d. que le moteur est en panne).

Nous pouvons observer que les valeurs estimées de RUL sont proches des valeurs réelles.

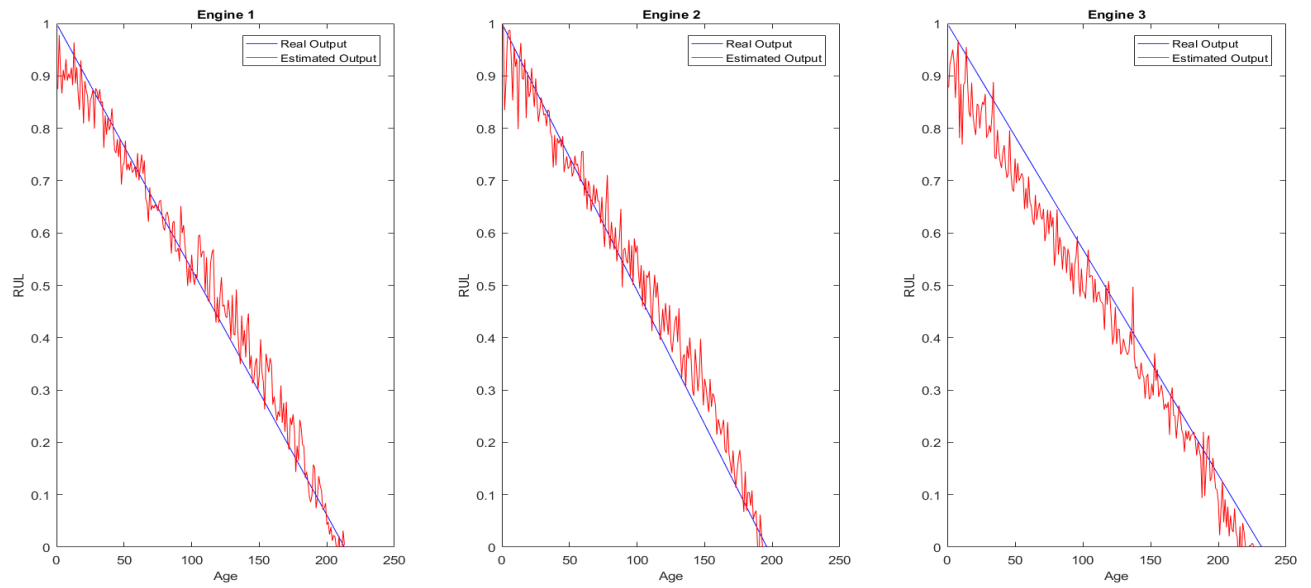


FIGURE 4.2 – Estimation du RUL avec la méthode SNF

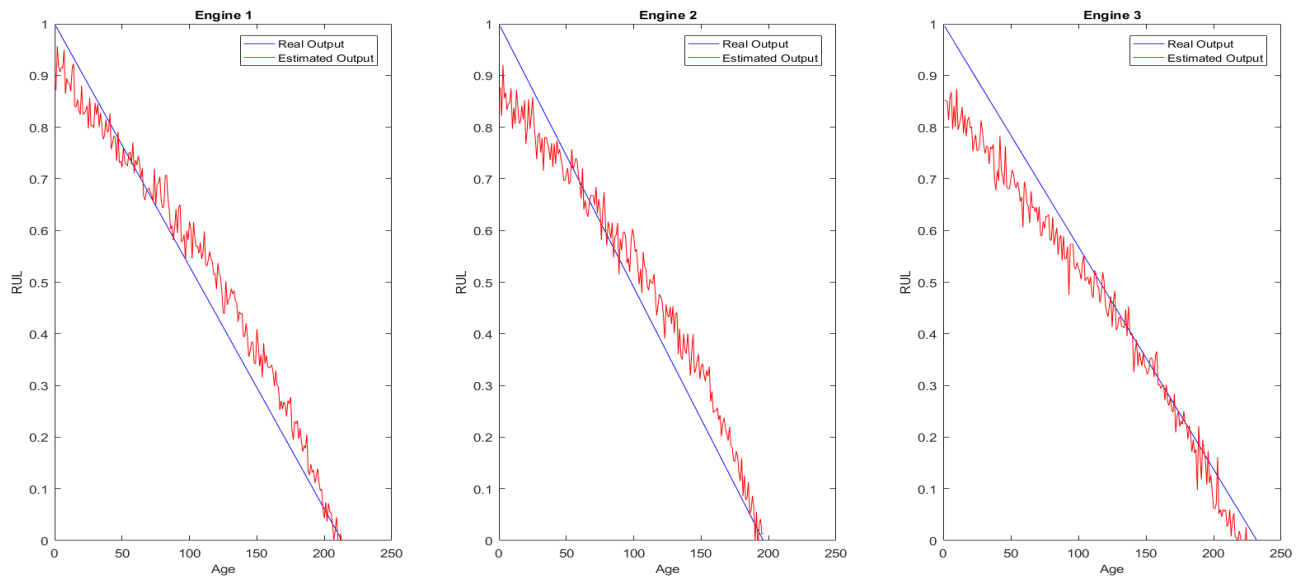


FIGURE 4.3 – Estimation du RUL avec la méthode RB

4.4.2 Performance des résultats obtenus

Pour valider notre système, nous avons comparé les performances de nos méthodes sur trois moteurs. Nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode sur ces trois moteurs. Les valeurs MSE sont ci-dessous dans le tableau 3.1.

Les données pour chaque moteur sont les mêmes. Cela signifie que les données utilisées par les moteurs dans la méthode ANN sont les mêmes que celles utilisées pour les deux autres méthodes. Donc, en comparant MSE sur chaque méthode pour chaque machine.

Comparaison	Moteur d'avion 1			Moteur d'avion 2			Moteur d'avion 3		
	SNF	RNA	RB	SNF	RNA	RB	SNF	RNA	RB
Exactitude	0.9110	0.9696	0.8550	0.8940	0.9588	0.8470	0.9022	0.9625	0.8501
Précision	0.8780	0.9190	0.8610	0.8530	0.8996	0.8490	0.8650	0.9010	0.8575
MSE	0.0799	0.00109	0.0022	0.0822	0.00148	0.00267	0.0801	0.00121	0.00239

TABLE 4.2 – Comparaison entre les méthodes

À partir du tableau 4.2, nous pouvons discuter les résultats obtenus :

- La précision est très proche de 1 dans la méthode ANN, ce qui signifie que ses valeurs prédites sont les plus proches des valeurs réelles.
- La valeur de précision la plus proche de 1 est celle de la méthode ANN, ce qui signifie qu'elle a la plus grande précision.
- La plus petite valeur MSE est celle de la méthode ANN. Plus l'erreur est petite, meilleur sera le résultat.

4.4.3 Résultats du QoS

Pour la simulation, les quatre critères de qualité de service mentionnés ci-dessus ont été pris en compte. Pour évaluer l'approche proposée, nous l'avons comparée à une méthode de base "aléatoire" : une méthode génère des valeurs à l'aide d'un grand ensemble de nombres et d'un algorithme mathématique qui donne une probabilité égale à tous les nombres figurant dans la

distribution spécifiée.

Nous avons supposé que les valeurs aléatoires du temps de réponse étaient comprises dans l'intervalle [30,400]. Les intervalles de disponibilité, du coût et de réputation étaient [0.4,0.8] ; [10,250] et [0.6,0.8] dans l'ordre.

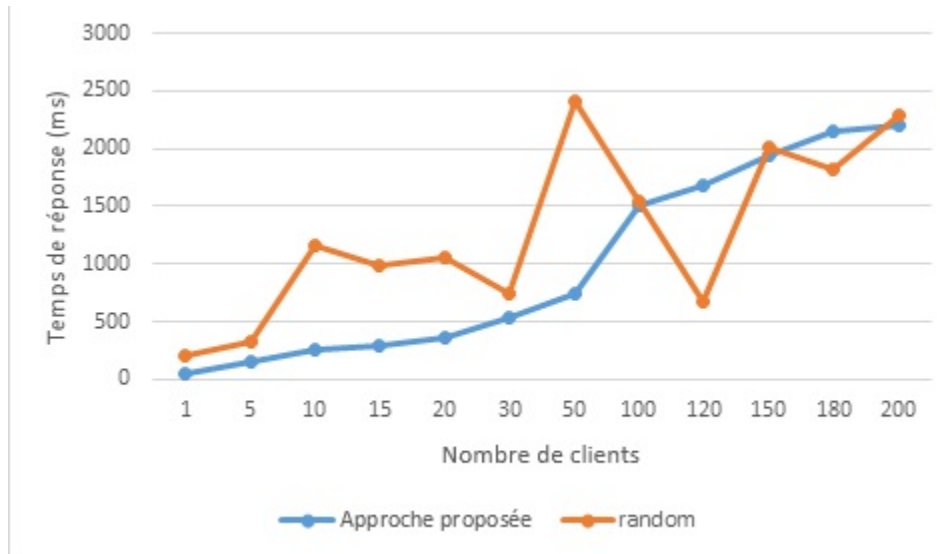


FIGURE 4.4 – Temps de réponse moyen de l'approche proposée

D'après la figure 4.4, le temps de réponse généré par la méthode proposée est meilleur que celui généré par la méthode aléatoire, et cela est dû à l'utilisation de machines virtuelles, ce qui montre que le modèle proposé est plus applicable.

La figure 4.5 montre que la disponibilité générée par la sélection aléatoire est très faible comparée à l'approche proposée. Cela pourrait difficilement satisfaire les contraintes de SLA, ce qui montre que l'approche proposée est plus pratique.

D'après la figure 4.6, il est clair que le coût augmente en fonction du temps d'utilisation.

La figure 4.7 représente la réputation moyenne pour un nombre donné de clients (comme indiqué dans l'axe du nombre de clients). Le taux réalisable de l'approche proposée est beaucoup

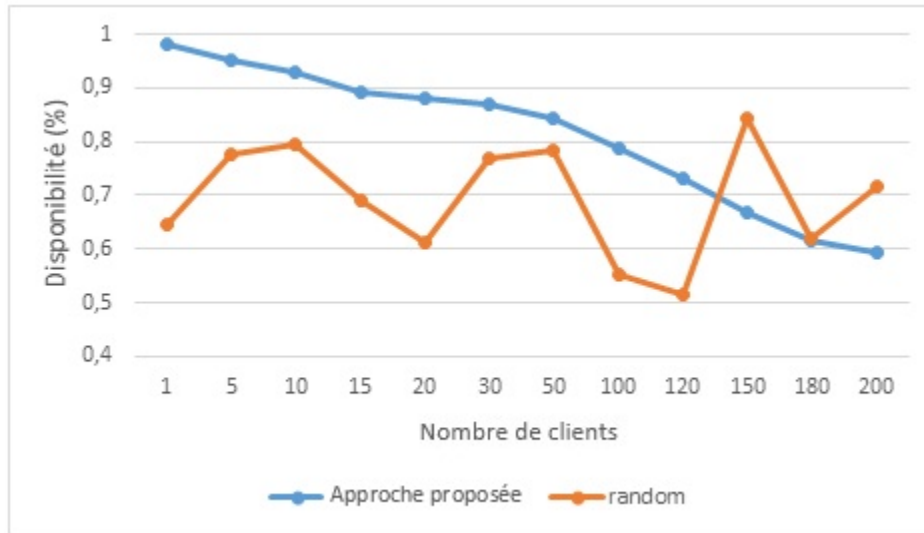


FIGURE 4.5 – Disponibilité moyenne de l'approche proposée

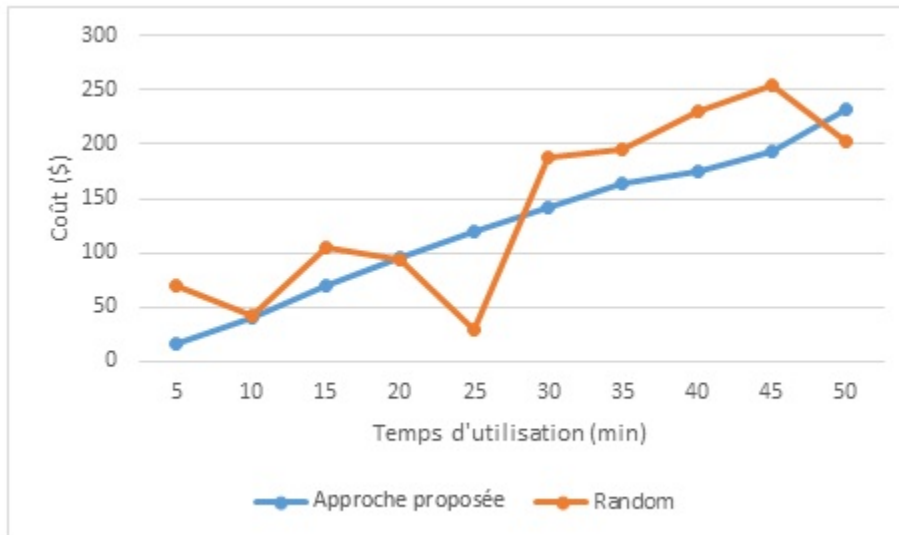


FIGURE 4.6 – Coût moyen de l'approche proposée

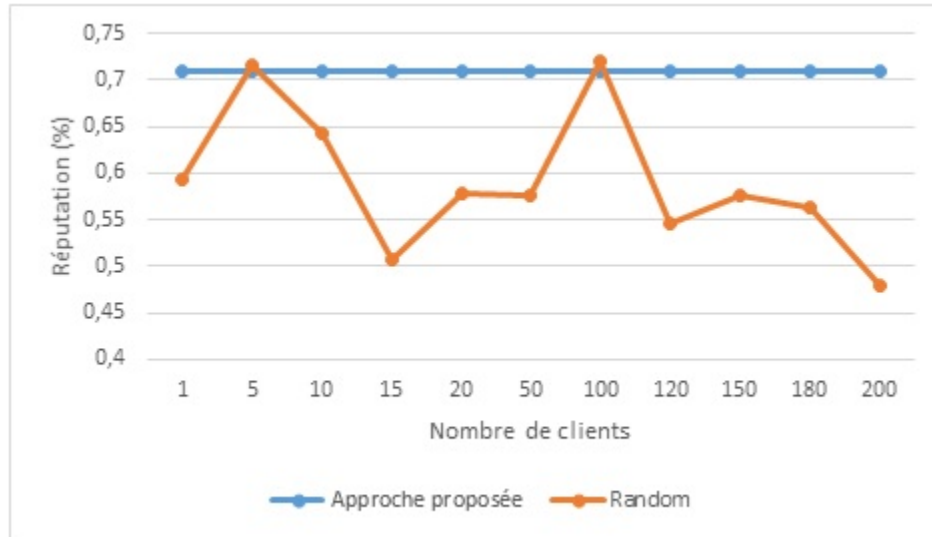


FIGURE 4.7 – Réputation moyenne de l'approche proposée

plus élevé que celui de la méthode aléatoire, ce qui indique que l'approche proposée est plus réalisable.

4.5 Présentation des interfaces du système

Notre système est conçu pour trois profils d'utilisateur : administrateur, utilisateur PHM et agent de maintenance. Tous les utilisateurs ont une interface dédiée qui contient, à travers un menu, les tâches qu'ils peuvent effectuer.

4.5.1 La page d'accueil de l'application

Notre interface d'accueil est la partie d'authentification pour les utilisateurs de l'application, comme indiqué dans la figure 4.8 :

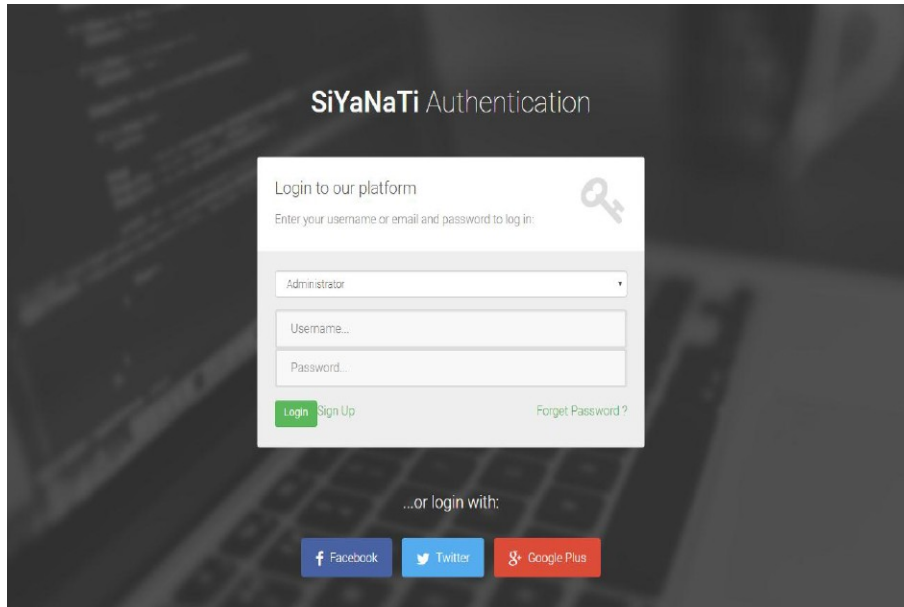


FIGURE 4.8 – Page d'accueil

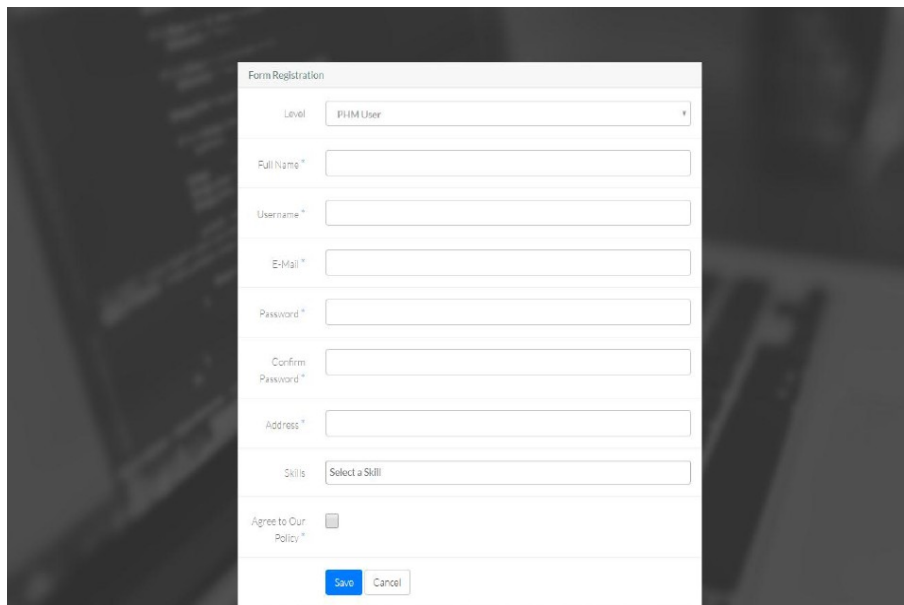


FIGURE 4.9 – Page d'inscription

4.5.2 Compte administrateur

Une fois l'administrateur authentifié, il sera redirigé vers l'interface de gestion. Les caractéristiques de l'interface sont les suivantes :

1. Affiche les statistiques sous la forme de camemberts qui montrent :
 - Total des formations, estimations et validations effectuées par les utilisateurs pour chaque méthode de pronostic.
 - Total des fichiers de données téléchargés. Et sous la forme de graphique à barres qui montre :
 - La formation totale, l'estimation et la validation pour chaque utilisateur PHM.
2. Affiche les tableaux de données d'apprentissage et d'estimation.
3. Gestion des utilisateurs :
 - Tous les utilisateurs avec leurs types.
 - Ajouter, modifier ou supprimer des administrateurs.
 - Tables d'utilisateurs avec des actions de base de données (ajouter, modifier et supprimer des utilisateurs).

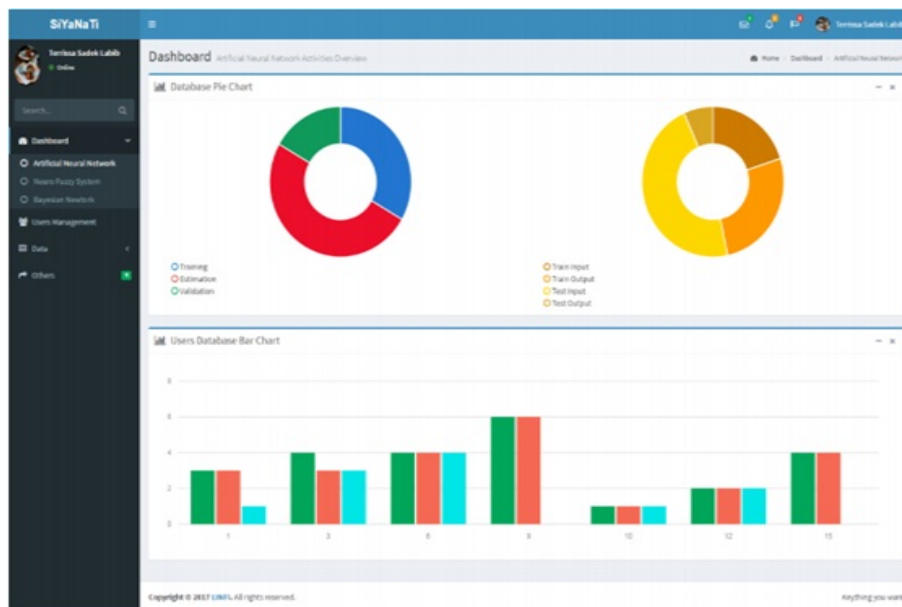


FIGURE 4.10 – Tableau de bord de l'administrateur

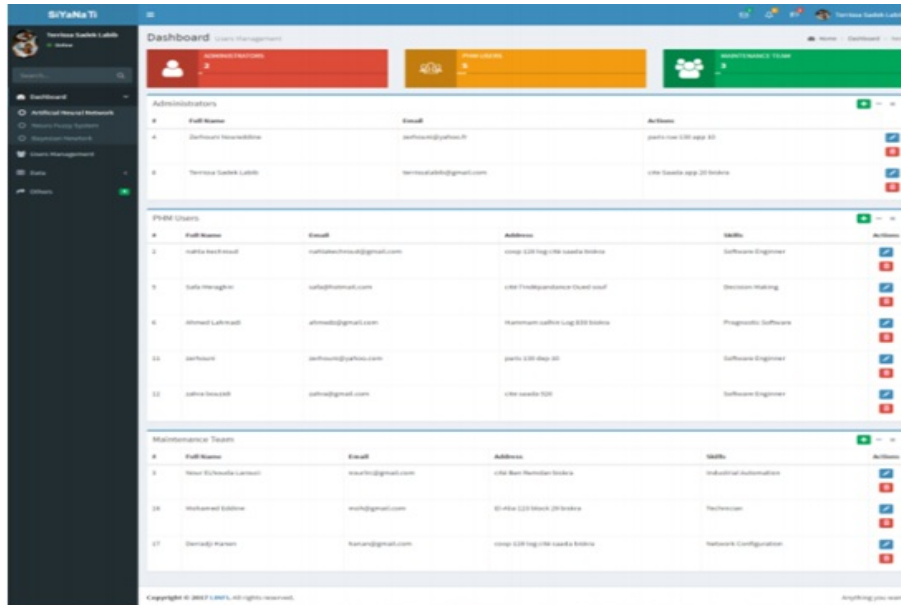


FIGURE 4.11 – Tableau de bord de l'administrateur pour la gestion des utilisateurs

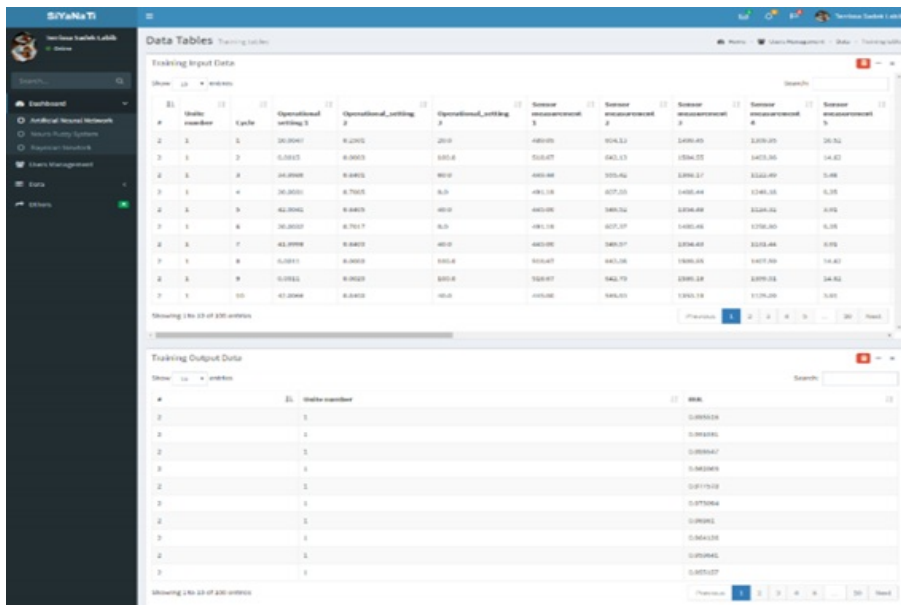


FIGURE 4.12 – Présentation des données chargées

4.5.3 Compte utilisateur PHM

Sur la même page d'accueil (Figure 3.6.), l'utilisateur PHM doit également s'authentifier pour accéder à sa propre interface qui a plusieurs tâches et choix à faire. La liste des choix inclut les différentes fonctions disponibles à l'utilisateur, comme par exemple :

1. Effectuer le pronostic en utilisant les trois méthodes pour estimer la durée de vie restante (réseau neuronal artificiel, réseau bayésien, système neuro-flou).
2. Afficher l'activité pronostique récente de l'utilisateur sous la forme de diagramme en secteurs qui montrent ce qui suit :
 - Total de la formation, l'estimation et la validation de chaque méthode utilisée.
 - Formation partition de données de chaque méthode utilisée.
 - Total des fichiers de données téléchargés.Et sous la forme d'un graphique linéaire qui montre la prédiction RUL récente.
3. Tableaux de données de formation et d'estimation.
4. Planifiez l'équipement surveillé avec l'agent de maintenance approprié :
 - Disponibilité du travailleur.
 - Le même endroit que le travailleur.
 - La tâche requise est la même que les compétences du travailleur.
5. Afficher pour le décideur ce qui suit :
 - Planning Planification totale qui a été faite.
 - Total des rapports reçus de l'équipe de maintenance.
 - Actions de base de données sur l'équipe de maintenance (ajouter, mettre à jour, supprimer des travailleurs).
 - Tableau des rapports de l'équipe de maintenance avec un statut sur le travailleur (approuvé, refusé ou en attente).

Les figures suivantes expliquent les fonctions ci-dessus.

Dans la figure 4.13, l'utilisateur PHM a choisi la fonction qu'il souhaite effectuer :



FIGURE 4.13 – Page principale de l'utilisateur PHM

- Prognostic : pour l'estimation RUL utilisant les trois méthodes guidées par les données, une fois qu'il clique dessus, une autre interface est présentée dans la figure 4.14.
- Données : pour avoir un aperçu des dernières données d'entraînement et d'estimation qu'il a chargé.
- Statistiques : c'est un tableau de bord pour les activités récentes des utilisateurs PHM, comme : Total de la formation, estimation et validation de chaque méthode utilisée, partition récente des données de formation de chaque méthode utilisée, total des fichiers de données téléchargés et estimation récente. La figure 4.17 montre cela.
- Internet des objets : cette section concerne les données récupérées à partir de machines utilisant des capteurs au lieu de données locales ou de données en ligne.
- Tableau de bord des méthodes : c'est un tableau de bord pour la prédiction RUL utilisant les trois méthodes, pour pouvoir les comparer.
- A propos de nous et Contacts : sont des fonctions optionnelles, nous l'avons ajouté en tant que guide de l'utilisateur et en aidant l'utilisateur à savoir comment utiliser le logiciel ou contacter le fournisseur SaaS.

Dans la figure 4.14, le logiciel permet à l'utilisateur de choisir entre les trois méthodes guidées par les données, pour chaque méthode qu'une interface est fournie. Ces interfaces permettent

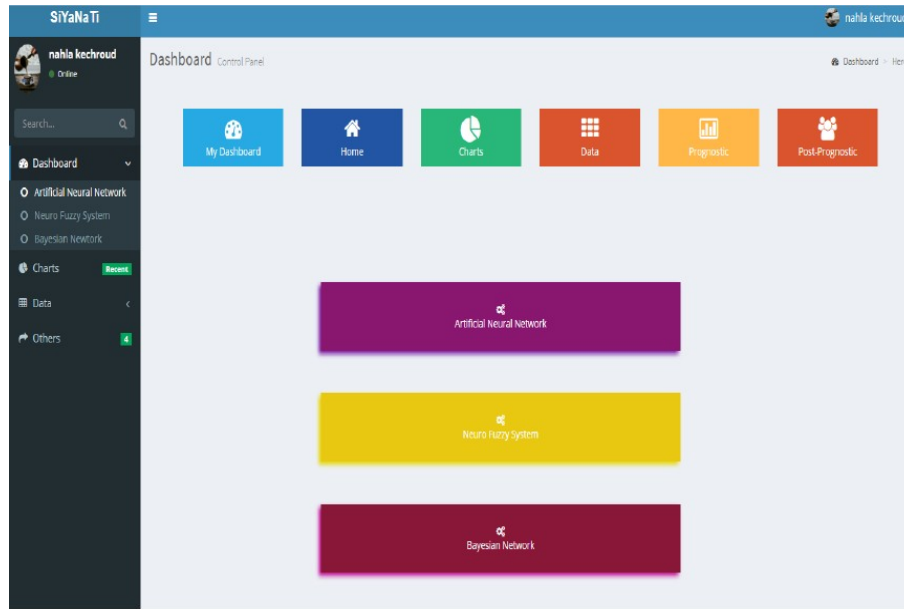


FIGURE 4.14 – Tableau de bord des méthodes de pronostic

de faire un usage facile et large de ces méthodes. Les interfaces logicielles pour la section pronostique sont subdivisées en deux sections, la section de configuration et la section plot. Aussi, l'interface des méthodes fournit aux utilisateurs des actions rapides qui sont les mêmes que la page principale présentée dans la figure 4.13 au lieu d'utiliser l'option de retour du navigateur.

Les figures 4.15 et 4.16, est un exemple d'interface de pronostic avec RNA, elle est affichée après que l'utilisateur ait choisi une méthode pour estimer le RUL. Il est subdivisé en deux parties, le panneau de training et le panneau d'estimation.

Sur le premier panneau, l'utilisateur peut :

- Sélectionner les données pour la formation à l'aide des deux premiers boutons (Données d'entrée réseau et Données de sortie réseau).
- Définir les partitions de données.
- Sélectionner la structure ou le type de réseau.
- Sélectionner les propriétés du réseau qui sont le nombre de neurones cachés, les retards et le nombre d'époques.
- Choisir l'algorithme d'apprentissage, l'utilisateur doit choisir entre Levenberg Marquardt, la

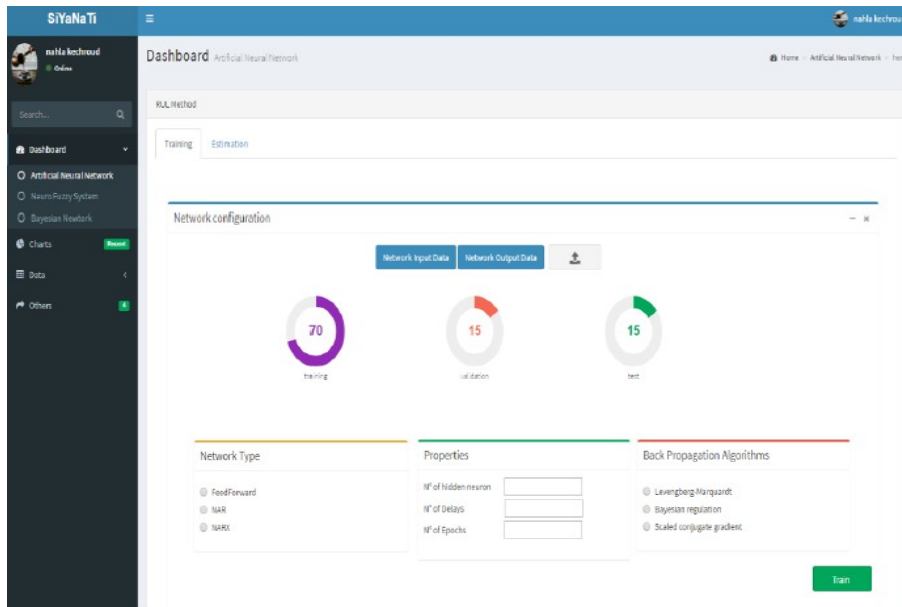


FIGURE 4.15 – Interface de la méthode RNA avec le panneau training

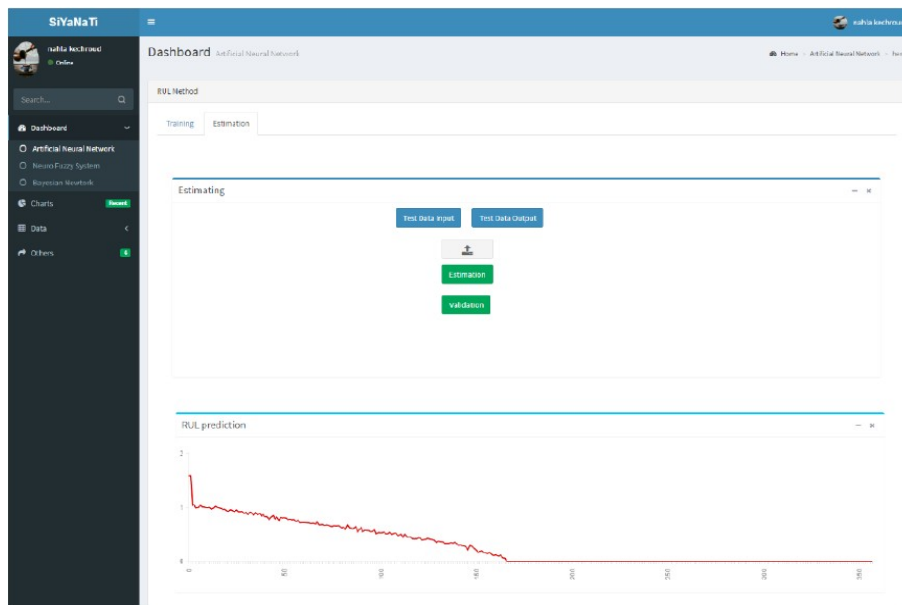


FIGURE 4.16 – Interface de méthode RNA avec panneau d'estimation

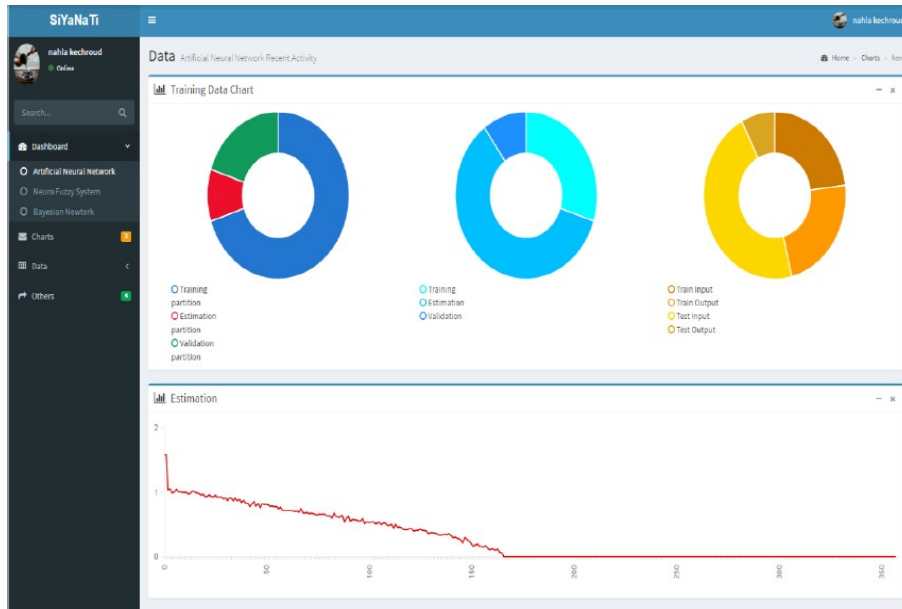


FIGURE 4.17 – Le tableau de bord de l'utilisateur PHM

régulation bayésienne et gradient conjugué échelle.

Après cela, l'utilisateur peut former le réseau avec la configuration qu'il a choisie, en utilisant le bouton «Train».

Le deuxième panneau contient quatre boutons les deux premiers sont pour parcourir les données de test à télécharger sur le serveur web tandis que les deux autres boutons sont pour estimation RUL et l'afficher sous la forme de graphique linéaire et pour la validation avec le réel RUL.

4.5.4 Compte de l'agent de maintenance

Ce type d'utilisateur est responsable de l'exécution de la tâche requise sur l'équipement surveillé par le décideur. Il s'authentifie sur la même page d'authentification (Figure 4.8) pour consulter sa planification des tâches. Sa fonction principale est : après avoir reçu la planification, il doit faire un rapport pour la maintenance.

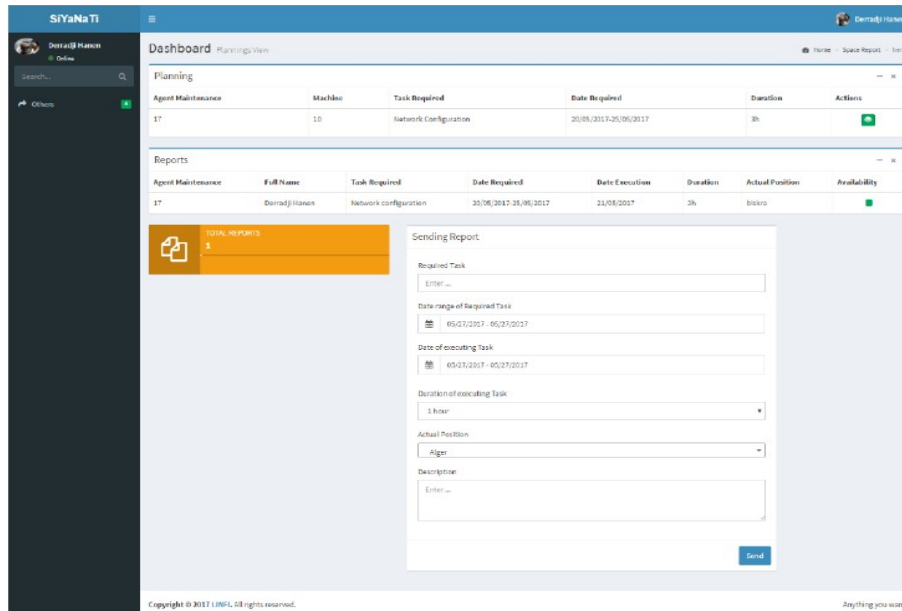


FIGURE 4.18 – Interface de l'agent de maintenance

4.6 Conclusion

Nous avons proposé et détaillé les différents blocs de notre architecture. Comme illustré dans l'étude expérimentale, nous avons choisi trois méthodes basées sur les données (ANN, NFS, BN) afin d'estimer le RUL d'un ensemble de moteurs d'avions. Pour évaluer la performance de notre système, une étude comparative entre les méthodes a été réalisée en calculant l'exactitude, la précision et le MSE. Nous avons étudié la qualité de service du système Cloud pronostic.

Conclusion Générale

Dans cette thèse, nous avons exprimé la qualité de pronostic comme étant un processus indispensable dans une stratégie de maintenance prédictive. L'objectif du pronostic est de suivre et d'anticiper le comportement des équipements afin d'être capable de réagir intelligemment tout en réduisant les coûts de maintenance inutiles et en évitant l'arrêt des équipements. Cette thèse vise ainsi à contribuer au développement d'outils de pronostic industriel en introduisant les nouvelles technologies de l'information et de la communication.

L'introduction du paradigme du Cloud Computing permet de passer à une autre stratégie de maintenance qui est la maintenance prédictive en tant que service. L'application de cette solution au pronostic (Prognostic as a Service) nous conduit vers une nouvelle forme de pronostic élastique et distribuée basée sur la technologie de virtualisation.

Dans ce travail de thèse, nous avons introduit les notions du Prognostics ans Health Management et le Cloud Computing. Ensuite nous avons présenté une synthèse des travaux réalisés pour résoudre les problèmes existants de pronostic basé sur les technologies de la communication et de l'information .

Parmi les travaux réalisés, on distingue quelques défis qui ne sont pas traités lors de la résolution du problème de pronostic tels que la performance ainsi que la qualité des service cloud pronostic. Grâce à la technologie du Cloud Computing et ses bénéfices, nous proposerons une solution pour remédier aux problèmes liés au cloud pronostic et à la QoS.

Nous avons proposé et étudié une solution «Prognostic as a Service» afin de fournir un service

de pronostic basé sur le cloud computing. Ainsi, nous avons conçu une architecture dédiée à cette solution puis détaillé les différents blocs de cette architecture. Après avoir choisi l'approche basée données dans notre thèse, nous avons utilisé trois méthodes : le réseau de neurones artificiels, le système neuro-flou et le réseau bayésien afin d'estimer le RUL d'un ensemble de moteurs d'avion. Les données utilisées proviennent du référentiel de données du centre d'excellence en pronostic de la National Aeronautics and Space Administration (NASA).

Dans le but d'étudier et discuter la performance de notre système, une étude comparative entre les méthodes a été réalisée en calculant l'exactitude, la précision et le MSE. Pour évaluer l'approche proposée, nous avons étudié la qualité de service du système de cloud pronostic en fonction du temps de réponse, de la disponibilité, du coût moyen et de réputation de l'approche proposée.

Le travail effectué nous a permis de proposer une nouvelle approche de la maintenance prédictive qui est le cloud pronostic. Ceci représente un passage vers la notion de service dans le domaine du pronostic. cette solution pourrait présenter beaucoup d'avantage par rapport aux solutions classiques et notamment, dans un environnement industriel distribué.

Perspectives

Dans cette thèse, nous avons contribué au pronostic industriel en développant un système «Prognostic as a Service ». Plusieurs perspectives liées à ces travaux sont actuellement en phase d'amélioration :

- Implémenter une nouvelle solution « PHM as a Service » pour fournir tout le cycle PHM en tant que service dans le cloud computing.
- Étudier d'autres critères de qualité de service pour améliorer le système Cloud pronostic.
- Appliquer la solution proposée à un cas réel.

Bibliographie

- [1] Norme x60-319/nf en 13306 terminologie de la maintenance. 2001. 6, 9, 10, 11.
- [2] M. Lebold ; K. Reichard and D. Boylan. Utilizing dcom in an open system architecture framework for machinery monitoring and diagnostics. *In Aerospace Conference Proceedings*, 14, 2003.
- [3] ISO 13381-1. Condition monitoring and diagnostics of machines - prognostics - part1 : General guidelines. *Int. Standard, ISO*, 2004.
- [4] Abdo ABOU JAOUDÉ. Advanced analytical model for the prognostic of industrial systems subject to fatigue, phd thesis, lebanese university and aix-marseille university, december 2012.
- [5] Mohamed El Koujok. Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou, Thèse de doctorat, L'U.F.R. Des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté, Besançon, France, Septembre 2010.
- [6] Gouriveau R. ; Medjaher K. ; Ramasso E. ; et Zerhouni N. Phm – prognostics and health management - de la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes phm. *Techniques de l'ingénieur MT9570 V1*, 33, 2013.
- [7] Hassan El Alloussi ; Fetjah Laila ; et Abderrahim Sekkaki. L'état de l'art de la sécurité dans le cloud computing. *Workshop on Innovation and New Trends in Information Systems At : Mohamadia maroc*, Novembre 2012.
- [8] Mell P ; Grance T. The nist definition of cloud computing. *Tech Rep, National Institute of Standards and Technology*, 15, 2009.

- [9] X. Xu. From cloud computing to cloud manufacturing. *Robotics and computer integrated manufacturing*, 28 :75–86, 2012.
- [10] M. Roemer ; C. Byington ; J. Kacprzyński et G. Vachtsevanos. An overview of selected prognostic technologies with reference to an integrated phm architecture. *In Proc the IEEE Int Conf Aerospace*, pages 21–27, 2005.
- [11] A.K.S. JARDINE. D.L. ; and D. BANJEVIC. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 :1483–1510, Oct 2006.
- [12] Pettit CD ; Barkhoudarian S ; Daumann AG. Reusable rocket engine advanced health management system architecture and technology evaluation—summary. *the 35th AIAA/ASME/SAE/ASEE joint propulsion conference and exhibit*, June 1999.
- [13] Sun B ; Zeng S ; Kang R. Benefits and challenges of system prognostics. *IEEE Trans Reliab*, 61 :323–335, 2012.
- [14] Yin S ; Ding S ; Zhou D. Diagnosis and prognosis for complicated industrial systems—part i. *IEEE Trans Industr Electron*, 63 :2501–2505, 2016.
- [15] Nam-Ho Kim ; Dawn An ; Joo-Ho Choi. Prognostics and health management of engineering systems an introduction. *Springer*, pages 5–8, 2017, isbn 978-3-319-44740-7, doi 10.1007/978-3-319-44742-1.
- [16] Calce center for advanced life cycle engineering 1986, <http://www.calce.umd.edu>, accessed 03 june 2018.
- [17] Greitzer FL ; Hostick CJ ; Rhoads RE. Determining how to do prognostics, and then determining what to do with it. *the IEEE systems readiness technology conference, AUTOTEST-CON proceedings*, Aug 2001.
- [18] Femto-st franche-comté électronique, mécanique, thermique et optique - sciences et technologies 2004, <http://www.femto-st.fr>, accessed 03 june 2018.

- [19] Ivhm integrated vehicle health management center 2008, <https://www.cranfield.ac.uk/about/people-and-resources/schools-institutes-and-research-centres/satm-centres/integrated-vehicle-health-management-ivhm-centre>, accessed 03 june 2018.
- [20] Pcoe prognostics center of excellence 2016, <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe>, accessed 03 june 2016.
- [21] E. DELOUX. Politiques de maintenance conditionnelle pour un système à dégradation continue soumis à un environnement stressant, thèse de doctorat, École nationale supérieure des techniques industrielles et des mines de nantes, france, octobre 2008.
- [22] A. MULLER; A.C. MARQUEZ; and B. IUNG. On the concept of e-maintenance : Review and current research. *Reliability, Engineering, and System Safety*, 2007.
- [23] P.W. KALGREN ; C.S. BYINGTON ; M.J. ROEMER ; and M.J. WATSON. Defining phm, a lexical evolution of maintenance and logistics. *IEEE AUTOTESTCON*, pages 353–358, 2006.
- [24] M.R. ZEMOURI. Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide de réseaux de neurones dynamiques : Application à l'e-maintenance. thèse de doctorat, université franche-comté, france, novembre 2003.
- [25] G.J. VACHTSEVANOS ; L.L. FRANK. ; M. ROEMER ; A. HESS ; and W. BIQING. Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems. *NJ : John Wiley and Sons, Hoboken*, 2006.
- [26] J.W. SHEPPARD ; M.A. KAUFMAN ; and T.J. WILMERING. Ieee standards for prognostics and health management. *IEEE AUTOTESTCON*, pages 97–103, 2008.
- [27] A. MARTHUR ; K.F. CAVANAUGH ; K.R. PATTIPATI ; P.K. WILLETT ; and T.R. GALIE. Reasoning and modeling systems in diagnosis and prognosis. *In Proceedings of the 2001 SPIE*, 4389 :194–203, 2001.
- [28] M. Bengtsson. Standardization issues in condition based maintenance. *In Proceedings of the 16th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management*, pages 1–10, 2003.

- [29] M. Lebold and M. Thurston. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems. *In Proceedings of the 5th Annual Maintenance and Reliability Conference*, Gatlinburg, USA, 2001.
- [30] I. Rasovska ; B. Chebel-Morello ; and N. Zerhouni. Classification des différentes architectures en maintenance. *7e Congrès international de génie industriel, Trois-Rivières, Québec (CANADA)*, 23 :1–12, 2007.
- [31] K. Swearingen ; W. Majkowski ; B. Bruggeman ; D. Gilbertson ; J. Dunsdon ; and B. Sykes. An open system architecture for condition based maintenance overview. *IEEE Conference on Aerospace*, pages 1–8, 2007.
- [32] K. Holmberg ; A. Adgar ; and A. Arnaiz. E-maintenance. *Springer*, pages 39–60, 2010, e-ISBN 978-1-84996-205-6, DOI 10.1007/978-1-84996-205-6.
- [33] Daniel J. Inman ; Charles R. Farrar ; Vicente Lopes Junior ; Valder Steffen Junior. Damage prognosis : for aerospace, civil and mechanical systems. *John Wiley and Sons*, 2005, ISBN : 978-0-470-86907-9.
- [34] Jay Lee. E-manufacturing - fundamental, tools and transformation. *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 19 :501–507, 2003.
- [35] J. Lee ; J. Ni ; D. Djurdjanovic ; H. Qiu ; and H. Liao. Intelligent prognostics tools and e-maintenance. *Computers in Industry*, 57 :476–489, 2006.
- [36] M.J. Roemer ; E.O Nwadiogbu ; and G. Bloor. Development of diagnostic and prognostic technologies for aerospace health management applications. *In IEEE Proceedings on Aerospace Conference*, 6 :3139–3147, 2001.
- [37] N.M. Vichare and M.G. Pecht. Prognostics and health management of electronics. *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies*, 29 :222–229, 2006.
- [38] David Gucik-Derigny. Contribution au pronostic des systèmes non linéaires à base de modèles : théorie et application, Thèse de doctorat, Université Paul Cézanne Aix-Marseille III, Décembre 2011.

- [39] A. Abdo ; K. El-Tawil ; S. Kadry ; H. Noura ; and M. Ouladsine. Analytic prognostic model for a dynamic system. *International Review of Automatic Control*, 3 :568–577, 2010.
- [40] Y. Asiedu and P. Gu. Product life cycle cost analysis : State of the art review. *International Journal of Production Research*, 36 :883–908, 1998.
- [41] T. BROTHERTON ; G. JAHS ; J. JACOBS ; and D. WROBLEWSI. Prognosis enhancements to diagnostic system for improved condition based maintenance. *In IEEE Aerospace Conference*, 6 :163–171, 2000.
- [42] C.S. BYINGTON ; P.W. KALGREN ; R. JOHNS ; and R.J. BEERS. Prognosis of faults in gas turbine engines. *In IEEE Systems Readiness Technology Conference, AUTOTESTCON*, 6 :320–329, california, USA, September 2003.
- [43] S.J. ENGEL ; B.J. GILMARTIN ; K. BONGORT ; and A. HESS. Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining. *In 2000 IEEE Aerospace Conference Proceedings*, 6, 2000.
- [44] S. KATIPAMULA and M.R. BRAMBLEY. Methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems - a review, part i. *HVAC and R Research*, 11 :3–25, 2005.
- [45] J. LEE ; H. QIU ; J. NI ; and D. DRAGAN. Infotronics technologies and predictive tools for next-generation maintenance systems. *In 11th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, Salvador, Brazil*, April 2004.
- [46] G. PROVAN. Open systems architecture for prognostic inference during condition-based monitoring. *Aerospace Conference Proceedings 2003 IEEE*, 7, 2003.
- [47] C.R. FARRAR ; F. HEMEZ ; G. PARK ; A.N. ROBERTSON ; H. SOHN ; and T.O. WILLIAMS. A coupled approach to developing damage prognosis solutions. *The 5th Intern. Conf. on Damage Assessment of Structures (DAMAS)*, 2003.
- [48] A. RYTTER. Vibration based inspection of civil engineering structures, PhD Thesis, Aalborg University, Denmark, 1993.

- [49] D. LIN and V. MAKIS. Recursive filters for a partially observable system subject to random failure. *Advances in Applied Probability*, 35 :207–227, 2003.
- [50] J.M. LARSEN and L. CHRISTODOULOU. Integrated damage state awareness and mechanism-based prediction. *Journal of Metals, TMS*, page p.14, March 2004.
- [51] L. CHRISTODOULOU and J.M. LARSEN. Using materials prognosis to maximize the utilization potential of complex mechanical systems. *Journal of Metals, TMS*, pages 15–19, March 2004.
- [52] S.J. HUDAK; Jr.; M.P. ENRIGHT; R.C. MCCLUNG; H.R. MILLWATER; A. SARLASHKAR; and M.J. ROEMER. Potential benefits of adding probabilistic damage accumulation to prognosis of turbine engine reliability. *SwRI Final Report to AFRL/DARPA, Contract No. F33615-97-D-5271*, June 30, 2002.
- [53] C.S. BYINGTON; M.J. ROEMER; and T.R. GALIE. Prognosis enhancements to diagnostic system for improved condition based maintenance. *In IEEE Aerospace Conference*, 6 :2815–2824, 2002.
- [54] A. MULLER. Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d’un processus de pronostic, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré - Nancy I, France, Juin 2005.
- [55] K.M. GOH; B. TJAHJONO; T.S. BAINES; and S. SUBRAHMANIAN. A review of research in manufacturing prognostics. *In 2006 IEEE International Conference on Industrial Informatics*, pages 412–422, New York, USA, August 2006.
- [56] C. Byington; M. Roemer; M. Watson; and T. Galie. Prognostic enhancements to gas turbine diagnostic systems. *Aerospace Conference, Proceedings. 2003 IEEE*, 7 :3247–3255, March 2003.
- [57] J. Luo; M. Namburu; K. Pattipati; L. Qiao; M. Kawamoto and S. Chigusa. Model-based prognostic techniques. *In AUTOTESTCON 2003. IEEE Systems Readiness Technology Conference*, 6 :330–340, California, USA, September 2003.

- [58] Mickaël DIEVART. Architectures de diagnostic et de pronostic distribuées de systèmes techniques complexes de grande dimension, Thèse de doctorat, Université de Toulouse, France, Décembre 2010.
- [59] O.E. VASILE. Contribution au pronostic de défaillance par réseau neuro-flou : maîtrise de l'erreur de prédiction, Thèse de doctorat, L'U.F.R. Des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté, Besançon, France, 2008.
- [60] D. RACOCEANU. Contribution à la surveillance des systèmes de production en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle, Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, . Université de Franche-Comté de Besançon, France, Janvier 2006.
- [61] D. CHELIDZE ; J. P. CUSUMANO. A dynamical systems approach to failure prognosis. *ASME, Journal of Vibration and Acoustics*, 126 :1–8, January 2004.
- [62] J. YAN ; J. LEE ; and M. KOC. Predictive algorithm for machine degradation detection using logistic regression. *In 5th International Conference on Managing Innovations in Manufacturing, MIM*, pages 172–178, Milwaukee, Wisconsin, USA, September 2002.
- [63] G.J. KACPRZYNSKI ; T.R. GALIE ; M.J. ROEMER ; M. GUMINA ; and D.E. CAGUIAT. A prognostic modeling approach for predicting recurring maintenance for shipboard propulsion systems. *In ASME Turbo Expo*, New Orleans, LA USA, June 2001.
- [64] M. AZAM ; F. TU ; and K.R. PATTIPATI. Condition-based predictive maintenance of industrial power systems. *In Proceedings of SPIE*, 4733 :133, 2002.
- [65] W.G. ZANARDELLI and E.G. STRANGAS. Failure prognosis for permanent magnet ac machines based on time-frequency analysis. *In International Conference on Electrical Machines*, Cracovie, Pologne, September 2005.
- [66] D. JARELL ; D. SISK ; and L. BOND. Prognostics and condition based maintenance, a scientific crystal ball. *In international Congress on Advanced Nuclear Power Plants, ICAPP*, June 2002.
- [67] M.A. SCHWABACHER. A survey of data-driven prognostics. *In AIAA Infotech@Aerospace Conference*, Arlington, Virginia, September 2005.

- [68] G. VACHTSEVANOS and P. WANG. Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks. *In IEEE Systems Readiness Technology Conference AUTOTESTCON Proceedings, 2001*, pages 857–870, 2001.
- [69] Y.L. DONG; Y.J. GU; K. YANG; and W.K. ZHANG. A combining condition prediction model and its application in power plant. *in : Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 6 :3474–3478, 2004.
- [70] N. FREITAS; I.M. MACLEAOD; and J.S. MALTZ. Neural networks for pneumatic actuator fault detection. *Transactions of the SAIEE*, 90 :28–34, 1999.
- [71] R.C.M. YAM; P.W. TSE; L. LI; and P. TU. Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance. *Inter. Jour. of Adv. Manufacturing Technology*, 17 :383–391, 2001.
- [72] S. ZHANG and R. GANESAN. Multivariable trend analysis using neural networks for intelligent diagnostics of rotating machinery. *Transactions of the ASME. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 119 :378–384, 1997.
- [73] J. BARATE; C.G. SOARES; M. MARSEGUERRA; and E. ZIO. Simulation modeling of repairable multi-component deteriorating systems for on condition maintenance optimization. *Reliability engineering and system safety*, 76 :255–264, 2002.
- [74] S. Makridakis; S. C. Wheelwright; and V. E. McGee. *Forecasting : Methods and Applications*. 2nd Ed. New York : Wiley, 1983.
- [75] R. L. Winkler and A. H. Murphy. On seeking a best performance measure or a best forecasting method. *International Journal of Forecasting*, 8 :104– 107, 1992.
- [76] E. Mahmoud. Accuracy in forecasting : A survey. *International Journal of Forecasting*, 3 :139– 159, 1984.
- [77] R. Carbone and J. Armstrong. Evaluation of extrapolative forecasting methods : Results of a survey of academicians and practitioners. *International Journal of Forecasting*, 1 :215– 217, 1982.

- [78] D. Ahlburg. Commentary on error measures : Error measures and the choice of a forecast method. *International Journal of Forecasting*, 8 :99– 111, 1992.
- [79] J. S. Armstrong and R. Fildes. On the selection of error measures for comparisons among forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 14 :67– 71, 1995.
- [80] P. A. Thompson. An mse statistic for comparing forecast accuracy across series. *International Journal of Forecasting*, 6 :219– 227, 1990.
- [81] R. Fildes and S. Makridakis. Forecasting and loss functions. *International Journal of Forecasting*, 4 :545– 550, 1988.
- [82] A. Saxena ; J. Celaya ; S. Bhaskar ; S. Sankalita ; and K. Goebel. Evaluating algorithm performance metrics tailored for prognostics. *2009 IEEE Aerospace conference*, USA, March 2009.
- [83] K Goebel and P. Bonissone. Prognostics information fusion for constant load systems. *In : Proc 7th annual Conference on Information Fusion*, 2 :1247–1255, 2005.
- [84] P. Cochetoux. Contribution à la maintenance proactive par la formalisation du processus de pronostic des performances de systèmes industriels, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy I, France, novembre 2010.
- [85] F. Peysson. Contribution au pronostic des systèmes complexes, Thèse de doctorat, Université Paul Cézanne, Aix-Marseille III, France, décembre 2009.
- [86] P. Ribot. Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes, Thèse de doctorat, Université de Toulouse, France, Décembre 2009.
- [87] Mohamed El-Koujok ; Rafael Gouriveau ; and Noureddine Zerhouni. A neuro-fuzzy self-built system for prognostics : a way to ensure good prediction accuracy by balancing complexity and generalization. *IEEE Macau. IEEE Prognostics and System Health Management Conference, PHM'2010*, page 8, Jan 2010, Macau, China.

- [88] Kamal Medjaher ; Amine Mechraoui ; et Nouredine Zerhouni. Diagnostic et pronostic de défaillances par réseaux bayésiens. *Journées Francophone sur les Réseaux Bayésiens*, Mai 2008, Lyon, France.
- [89] R. MAHDAOUI ; H. MOUSS ; O. CHOUHAL ; O. KADRI ; and H. HOUASSI. A temporal neuro-fuzzy monitoring system to manufacturing systems. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 8(1), May 2011.
- [90] Benaicha. S ; Mouss. H. L ; et Zermane. H. Développement d'un système à base de connaissances neuro-flou pour le pronostic industriel d'un atelier de clinkérisation. *Revue des Sciences et de la Technologie RST*, 4, Janvier 2013.
- [91] G. Trabelsi ; M. Ben Ayed ; A. M. Alimi. Utilisation des réseaux bayésiens dynamiques pour la prédiction de survenue des infections nosocomiales. *5èmes Journées Francophones sur les Réseaux Bayésiens (JFRB2010)*, May 2010, Nantes, France.
- [92] A. Mosallam ; K. Medjaher ; N. Zerhouni. Integrated bayesian framework for remaining useful life prediction. *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'2014*, pages 1–6, Jan 2014, United States.
- [93] A. Marjanović ; G. Kvaščev ; P. Tadić ; and Ž. Đurović. Applications of predictive maintenance techniques in industrial systems. *SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, 8 :263–279, 2011.
- [94] O. E. Dragomir ; R. Gouriveau ; F. Dragomir ; E. Minca ; and N. Zerhouni. Review of prognostic problem in condition-based maintenance. *IFAC and in collaboration with the IEEE Control Systems Society, European Control Conference, ECC'09*, Aug 2009, Budapest, Hungary.
- [95] Lee J. ; Ni J. ; Djurdjanovic D. ; Qiu H. ; and Liao H. Intelligent prognostics tools and e-maintenance. *Computers in Industry*, 57 :476–489, 2006.
- [96] D. Androcec ; N. Vrcek ; and J. Seva. Cloud computing ontologies : a systematic review. *In Proc. the 3rd International Conference on Models and Ontology based Design of Protocols, Architectures and Services*, pages 9–14, 2012.

- [97] Tim M. ; Subra K. ; and Shahed L. Cloud security and privacy an enterprise perspective on risks and compliance. *O'Reilly, 1st. Ed*, 2009.
- [98] Hamza Saouli ; et Okba Kazar. Découverte de services web via le cloud computing à base d'agents mobiles, Thèse de doctorat, Université de Biskra, 2015.
- [99] Abdelhak Merizig ; et Okba Kazar. Approche de composition de services web dans le cloud computing basée sur la coopération des agents, Thèse de doctorat, Université de Biskra, 2018.
- [100] Mell P ; and Grance T. The nist definition of cloud computing. *In N.I.o.S.a.Technology (Ed.) : U.S. Department of Commerce*, 2011.
- [101] Sarna ; D.Y.E. Implementing and developing cloud computing applications. *Taylor and Francis Group*, page 2, 2011.
- [102] Van Ommeren E. ; Duivestein S. ; deVadoss J. ; Reijnen C. ; and Gunvaldson E. textit collaboration in the cloud how cross-boundary collaboration is transforming business. *Microsoft and Sogeti*, page 9, 2009.
- [103] Menken I. Cloud computing - the complete cornerstone guide to cloud computing best practices. *Emereo Pty Ltd*, page 6, 2008.
- [104] Rosenberg J. ; and Mateos A. The cloud at your service the when, how, and why of enterprise cloud computing. *Manning Publications Co*, page 1, 2011.
- [105] Barrie Sosinsky. *Cloud Computing Bible*. ISBN : 978-0-470-90356-8, 2011.
- [106] Mahmood Zaigham and Richard Hill. *Cloud Computing for Enterprise Architectures*. ISBN : 978-1-4471-2235-7, 2011, Springer.
- [107] Roger Jennings. *Cloud Computing with the Windows Azure Platform*. ISBN : 978-0-470-50638-7, 2009, by Wiley Publishing,.
- [108] Jula A. ; Sundararajan E. ; and Othman Z. Cloud computing service composition : A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 41 :3809–3824, 2014.

- [109] Wischik D. ; Handley M. ; and Braun M. B. The resource pooling principle. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 38 :47–52, 2008.
- [110] Hilley D. Cloud computing : a taxonomy of platform and infrastructure-level offerings. *Tech Rep GIT-CERCS-09-13, CERCS, Georgia Institute of Technology*, 2009.
- [111] Höfer C. N. ; and Karagiannis G. Cloud computing services : taxonomy and comparison. *Journal of Internet Services and Applications*, 2 :81–94, 2011.
- [112] Foster I. ; Zhao Y. ; Raicu I. ; and Lu S. Cloud computing and grid computing 360-degree compared. *Grid Computing Environments Workshop. GCE '08*, pages 10–56, 2008, DOI : 10.1109/GCE.2008.4738445.
- [113] Hofmann P. ; and Woods D. Cloud computing : The limits of public clouds for business applications. *IEEE Internet Computing*, 14 :90–93, 2010.
- [114] Milojevic D. ; and Wolski R. Eucalyptus : Delivering a private cloud. *Published in Computer*, 44 :102–104, April 2011.
- [115] Buyya R. ; Nroberg J. ; Godcinski A. *CLOUD COMPUTING Principles and Paradigms*. ISBN : 978-0-470-88799-8, 2011, John Wiley and Sons.
- [116] Wu ; Linlin and Rajkumar Buyya. Service level agreement (sla) in utility computing systems. *Grid and Cloud Computing : Concepts, Methodologies, Tools and Applications. IGI Global*, pages 1–25, 2012, DOI : 10.4018/978-1-60960-794-4.ch001.
- [117] Focus group on cloud computing, technical report, parts 1 to 7, 2012.
- [118] Y. Kouki ; T. Ledoux ; D. Serrano ; S. Bouchenak ; J. Lejeune ; J. Sopena ; L. Arantes et P. Sens. Sla et qualité de service pour le cloud computing. *Conférence d'informatique en Parallélisme, Architecture et Système, ComPAS*, 2013.
- [119] Mohamad Hamze ; Olivier Togni. Autonomie, sécurité et qos de bout en bout dans un environnement de cloud computing, Thèse de doctorat, Université de Bourgogne, France, Décembre 2015.

- [120] Aline BOUSQUET ; Christian TOINARD. Application et assurance autonomes de propriétés de sécurité dans un environnement d'informatique en nuage, Thèse de doctorat, Université d'Orléans, France, Décembre 2015.
- [121] Li jie Jin ; Vijay Machiraju ; and Akhil Sahai. Analysis on service level agreement of web services. *Technical report, HP Laboratories*, 17 :1–2, 2002.
- [122] Zhen Liu ; Mark S. Squillante ; and Joel L. Wolf. On maximizing servicelevel-agreement profits. *In EC '01 : Proceedings of the 3rd ACM conference on Electronic Commerce*, 17 :213–223, New York, NY, USA, 2001.
- [123] Emmanuel Marilly ; Olivier Martinot ; Stéphane Betgé-Brezetz ; and Gérard Delégue. Requirements for service level agreement management. *IP Operations and Management, 2002 IEEE Workshop*, 17, 2002.
- [124] K. Fakhfakh ; T. Chaari ; S. Tazi ; K. Drira ; and M. Jmaiel. Semantic enabled framework for sla monitoring. *International Journal on Advances in Software*, 2 :34–36, 2009.
- [125] Torell W. ; and V. Avelar. Mean time between failures : Explanation and standards. *White Paper*, 78, 2004.
- [126] Karim R. ; Ding C. ; and Miri A. An end-to-end qos mapping approach for cloud service selection. *In 2013 IEEE NinthWorld Congress on Services*, pages 341–348, June 2013.
- [127] Rajeswari M. ; Sambasivam G. ; Balaji N. ; Basha M. S. ; Vengattaraman T. ; Dhavachelvan P. Appraisal and analysis on variousweb service composition approaches based on qos factors. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 26 :143–152, 2014.
- [128] Nadanam P. ; and Rajmohan R. Qos evaluation for web services in cloud computing. *In Third International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), IEEE*, pages 1–8, July 2012.
- [129] Garg S.K. ; Versteeg S. ; and Buyya R. A framework for ranking of cloud computing services. *Future Generation Computer system*, 29 :1012–1023, 2013.

- [130] Kandukuri B. R. ; Paturi V. R. ; Rakshit A. Cloud security issues. *IEEE International Conference on Services Computing*, 2009.
- [131] Jay Lee ; Shanhu Yang ; Edzel Lapira ; Hung an Kao ; and Nelson Yen. Methodology and framework of a cloud-based prognostics and health management system for manufacturing industry. *Chemical Engineering Transactions*, 33 :205–210, 2013.
- [132] Shanhu Yang ; Hung-An Kao ; Behrad Bagheri ; and Jay Lee. A unified framework and platform for designing of cloud-based machine health monitoring and manufacturing systems. *JOURNAL OF MANUFACTURING SCIENCE AND ENGINEERING*, 137 :2–7, August 2015.
- [133] Dejun Ning ; Junli Huang ; Jian Shen ; and Dongjie Di. A cloud based framework of prognostics and health management for manufacturing industry. *2016 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, Canada*, June 2016.
- [134] Jay Lee ; Shanhu Yang ; Edzel Lapira ; Hung-An Kao ; Yen N. Recent advances and trends on cloud-based machinery prognostics and health management. *Proceedings of the Int'l Conf. on Pervasive and Embedded Computing and Communication Systems (PECCS 2012)*, January 2012.
- [135] Daniel Stocka ; Matthias Stöhra ; Ursula Rauscheckera ; Thomas Bauernhansla. Cloud-based platform to facilitate access to manufacturing it. *Procedia CIRP, The International Academy for Production Engineering*, 25 :320–328, 2014.
- [136] Lei Ren ; Lin Zhang ; Fei Tao ; Chun Zhao ; Xudong Chai ; and Xinpei Zhao. Cloud manufacturing : from concept to practice. *Journal of Enterprise Information Systems*, 9, 2013.
- [137] Wu He ; Lida Xu. A state-of-the-art survey of cloud manufacturing. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing Taylor and Francis*, 28 :239–250, 2014.
- [138] OF Valilai ; M Houshmand. A collaborative and integrated platform to support distributed manufacturing system using a service-oriented approach based on cloud computing paradigm. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 29 :110–127, 2013.

- [139] Xia Min ; Teng Li ; Yunfei Zhang ; Clarence W. de Silva. Closed-loop design evolution of engineering system using condition monitoring through internet of things and cloud computing. *Computer Networks*, 101 :5–18, June 2016.
- [140] Jinjiang Wang ; Laibin Zhang ; Lixiang Duan ; and Robert X Gao. A new paradigm of cloud-based predictive maintenance for intelligent manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28 :1125–1137, March 2015.
- [141] Bhupesh Kumar ; Lad Amit ; Kumar Jain ; Kundu Pradeep. Prediction of remaining useful life of an aircraft engine under unknown initial wear. *Aimtdr*, 2014.
- [142] Kurosaki M. ; Morioka T. ; Ebina K. ; Maruyama T. ; Yasuda M. and M. Endoh. Fault detection and identification in an im270 gas turbine using measurements for engine control. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 126, 2004.
- [143] S. Chatterjee and J. Litt. Online model parameter estimation of jet engine degradation for autonomous propulsion control. *NASA, Technical Manual TM2003-212608*, 2003.
- [144] K. Goebel ; H. Qiu ; N. Eklund ; and W. Yan. Modeling propagation of gas path damage. *in IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT*, 2007.
- [145] David Kriesel. *A Brief Introduction to Neural Networks*. 2007.
- [146] Anil K. Jain ; Jianchang Mao ; and K. Mohiuddin. Artificial neural networks : A tutorial. *IEEE Computer*, 29 :31–44, 1996.
- [147] B. DasGupta. Learning capabilities of recurrent neural networks. *Southeastcon '92, Proceedings., IEEE*, 2 :822–823, April 1992.
- [148] Jan Jantzen. *Tutorial On Fuzzy Logic*. 1998.
- [149] M. Hellmann. Fuzzy logic introduction.
- [150] Irad Ben-Gal. Bayesian networks. *John Wiley and Sons, Ltd*, 2008.
- [151] Mathworks. matlab overview. <http://www.mathworks.com/products/matlab/>, accessed : 03 may 2018.

- [152] Mathworks. neural network toolbox. <http://www.mathworks.com/products/neural-network/>, accessed : 03 may 2018.
- [153] Mathworks. fuzzy logic toolbox. <http://www.mathworks.com/help/fuzzy/index.html>, accessed : 03 may 2018.
- [154] Kevin P. Murphy. The bayes net toolbox for matlab. *Computing Science and Statistics*, 33, 2001.

Annexe A

Liste des publications

A.1 Revues Internationales

Zohra Bouzidi, Labib Sadek Terrissa, Noureddine Zerhouni, Soheyb Ayad, "An efficient cloud prognostic approach for aircraft engines fleet trending". International Journal of Computers and Applications,

DOI : 10.1080/1206212X.2018.1488024. (**Publié**).

A.2 Conférences Internationales

Zohra Bouzidi, Labib Sadek Terrissa, Ahmed Lahmadi, Noureddine Zerhouni, Rafael Gouriveau, "Neuro-fuzzy model for Prognostic as a Service in private cloud computing", The 2nd International Conference on Cloud Computing Technologies and Applications – CloudTech'16 – May 24-26 2016, Marrakesh, Morocco.

Zohra Bouzidi, Labib Sadek Terrissa, Noureddine Zerhouni, Rafael Gouriveau, "Neural Network Model for Prognostic as a Service in Private Cloud Computing", 11th International Conference on Modeling, Optimization and Simulation - MOSIM'16 - August 22-24 2016, Montréal, Québec, Canada.

Labib Sadek Terrissa, Zohra Bouzidi, Safa Meraghni, Nouredine Zerhouni, "A New Approach of PHM as a Service in Cloud Computing", 4th Edition of the International Colloquium of Information Science and Technology Cist'16 (2016), October 24-26 2016, Tangier-Assilah, Maroc.

Zohra Bouzidi, Labib Sadek Terrissa, Ahmed Lahmadi, Nouredine Zerhouni, Soheyb Ayad, "The performance measure of a data driven prognostic system : Application to an aircraft engine", 4th International Conference on Control, Decision and Information Technologies CoDIT'17, 5-7 April 2017, Barcelona, Spain.

A.3 Conférences Nationales

Zohra Bouzidi, Labib Sadek Terrissa, Nouredine Zerhouni, "Pronostic des systèmes industriels basé sur l'intelligence artificielle- Maintenance prédictive", Second International Workshop on Artificial Intelligence and Information Communication Technologies (IWAICT'15), 23-24 Novembre 2015, Biskra- Algérie.

Zohra Bouzidi, Labib Sadek Terrissa, Nouredine Zerhouni, Soheyb Ayad, "An efficient cloud prognostic approach for aircraft engines fleet", Journée Doctorale LINFI (JDL'2017), 29 Novembre 2017, Biskra- Algérie.