



**TECHNIQUES
DE L'INGÉNIEUR**

Réf. : **MT9572 V1**

Date de publication :
10 octobre 2019

La maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0

Cet article est issu de : **Génie industriel | Maintenance**

par **Gilles ZWINGELSTEIN**

Mots-clés
intelligence artificielle |
industrie 4.0

Résumé Cet article présente les concepts de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 dont l'objectif est de prédire l'instant d'occurrence d'une défaillance afin de mettre en œuvre des actions appropriées pour l'éviter. Il fournit une description des concepts de l'industrie 4.0, appelée également "industrie du futur", qui a vu le jour dans le cadre de la transformation numérique des entreprises. Après un rappel de terminologie, les méthodes et outils indispensables pour la conception de cette stratégie de maintenance sont développés. Enfin, un bilan de ses implantations actuelles dans les différentes industries est proposé en soulignant ses avantages et ses inconvénients.

Keywords
artificial intelligence | industry
4.0

Abstract This article introduces the concepts of intelligent predictive maintenance for industry 4.0, whose goal is to predict the moment of occurrence of a failure in order to implement appropriate actions to avoid it. It provides a description of the concepts of Industry 4.0, also referred to as the industry of the future, which emerged as part of the digital transformation of businesses. After a reminder of terminology, the methods and tools essential for the design of this maintenance strategy are developed. Finally, a review of its current implementations in the various industries is proposed highlighting its advantages and disadvantages.

Pour toute question :
Service Relation clientèle
Techniques de l'Ingénieur
Immeuble Pleyad 1
39, boulevard Ornano
93288 Saint-Denis Cedex

Par mail :
infos.clients@teching.com
Par téléphone :
00 33 (0)1 53 35 20 20

Document téléchargé le : **27/09/2022**

Pour le compte : **7200083408 - universite grenoble alpes // 130.190.247.198**

© Techniques de l'Ingénieur | tous droits réservés

La maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0

par **Gilles ZWINGELSTEIN**

Ingénieur de l'École nationale supérieure d'électrotechnique, d'électronique, d'informatique, d'hydraulique et des télécommunications de Toulouse (ENSEEIH), docteur-ingénieur, docteur ès sciences, professeur associé des universités en retraite, université Paris-Est Créteil, France

1. Enjeux de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0	MT 9 572 - 3
2. L'industrie 4.0	— 3
2.1 Les révolutions industrielles vers l'industrie 4.0	— 3
2.2 L'industrie 4.0 pour les grandes et moyennes entreprises	— 4
2.3 Architectures de l'industrie 4.0 et ses principales composantes	— 6
2.3.1 Architectures de l'industrie 4.0	— 6
2.3.2 Les principales composantes de l'industrie 4.0	— 7
3. Maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0	— 13
3.1 Terminologie pour la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0	— 13
3.1.1 Défaillance	— 14
3.1.2 Défaillance fonctionnelle	— 14
3.1.3 Défaillance potentielle	— 14
3.1.4 Dégradation	— 14
3.1.5 Intervalle P-F (P-F interval)	— 15
3.1.6 Intervalle Net P-F (Net P-F interval)	— 15
3.1.7 Diagnostic	— 15
3.1.8 Diagnostic de pannes	— 15
3.1.9 Pronostic	— 15
3.2 Évolution de la maintenance prédictive intelligente	— 18
3.3 Liens avec la CBM et la PHM	— 19
4. Méthodes et outils de la maintenance prédictive intelligente	— 20
4.1 Panorama des méthodes d'estimation du RUL	— 20
4.1.1 Modèles fondés sur les lois physiques	— 21
4.1.2 Modèles fondés sur les données	— 21
4.1.3 Méthodes fondées sur l'expérimentation	— 25
4.1.4 Méthodes hybrides	— 25
4.2 Sélection des stratégies de maintenance	— 26
5. Exemple d'application de la maintenance prédictive 4.0 à une flotte d'ascenseurs	— 27
6. Exemples de plateformes IoT pour la maintenance prédictive	— 27
7. Point de vue des industriels sur les avantages et inconvénients de la maintenance prédictive 4.0	— 28
8. Conclusion	— 29
9. Glossaire	— 29
Pour en savoir plus	Doc. MT 9 572

La prédiction d'une panne sur un équipement est une préoccupation majeure des responsables de la maintenance pour définir les stratégies les plus pertinentes aux plans techniques et économiques. La diffusion des nouvelles technologies numériques utilisant des objets connectés, l'Internet des objets, le

cloud, le big data, l'intelligence artificielle et la science des données ont conduit au développement d'un nouveau concept de maintenance mondialement connue sous l'appellation de maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0. Cet article présente ses enjeux, ses origines, ses objectifs, ses méthodes et ses outils en y soulignant ses avantages et ses limitations. La première section décrit les enjeux de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 qui peuvent être considérés comme des extensions de ceux de la maintenance prévisionnelle classique dans la mesure où la prédiction de la défaillance met en œuvre les composantes de l'industrie 4.0. La définition de l'industrie 4.0 connue également sous les noms de l'industrie du futur ou de « smart factory » est proposée dans la deuxième section. Elle fournit également une description des révolutions industrielles ayant conduit à ce qui correspond à l'industrie 4.0. Elle présente aussi un état des lieux de l'industrie 4.0 pour les grandes et moyennes entreprises en y décrivant les initiatives allemandes, françaises, américaines et chinoises pour soutenir leurs secteurs industriels. Compte tenu du fait que les concepts de l'industrie 4.0 varient suivant les domaines d'application, un exemple générique d'architecture avec ses composantes essentielles est proposé. La troisième section présente la terminologie indispensable à maîtriser pour développer un programme de maintenance prédictive. Parmi les définitions importantes figurent le RUL (Remaining Useful Life) ou DVUR (durée de vie utile restante) et le DEFAD (durée estimée de fonctionnement avant défaillance). Elle insiste en particulier sur la définition de pronostic et de ses métriques qui sont indispensables pour évaluer la confiance dans la prédiction de la défaillance. Les liens avec les contenus de CBM (Condition Based monitoring) et la PHM (Prognostics and Health Management) qui utilisent les mêmes outils que la maintenance prédictive intelligente font également l'objet d'une description succincte.

De nombreuses initiatives pour développer cette stratégie innovante de maintenance ont vu le jour, cette section conclut donc sur un panorama de l'évolution de ce concept. Compte tenu du fait que plusieurs centaines d'outils ont été développés depuis plusieurs décennies grâce aux apports de l'intelligence artificielle, des techniques d'apprentissage et des nouvelles techniques de stockage et traitement de données (data mining, big data, cloud computing, deep learning, machine learning...), la quatrième section est dédiée à la présentation succincte et évidemment non exhaustive de ces principaux outils. La maintenance prédictive intelligente de l'industrie 4.0 conduisant à une optimisation technico-économique, les principaux algorithmes d'optimisation fondés sur l'intelligence distribuée (Swarm intelligence) feront l'objet d'une description succincte (algorithmes génétiques, colonies de fourmis et d'abeilles). La cinquième section présentera un exemple d'application de la maintenance prédictive intelligente développé par les constructeurs d'ascenseurs gérant un parc de plusieurs millions d'ascenseurs pour prédire les défaillances en les équipant de plusieurs centaines de capteurs connectés. Pour faciliter le développement de la maintenance prédictive intelligente, de nombreuses sociétés de services proposent des plateformes IIoT qui permettent d'établir ce type de maintenance. La sixième section offre un panorama non exhaustif de l'offre qui est offerte aux entreprises industrielles par les grandes sociétés de services (IBM, Amazon, Huawei, Siemens...) et détaille leurs principales caractéristiques. La septième section présente, sur la base d'enquêtes réalisées auprès des industriels, leurs points de vue sur la maintenance prédictive intelligente. Ils mettent en exergue les facteurs qui freinent son adoption : le coût des technologies, le manque de compétences en data science et la réticence au changement. La conclusion insiste sur la nécessité d'une parfaite maîtrise des méthodes innovantes offertes par les techniques numériques pour réaliser la prédiction des défaillances. Elle souligne que le niveau de confiance de la prédiction dépend de façon prépondérante du volume de données relatives à une même défaillance, sans oublier une connaissance approfondie des mécanismes physiques de dégradation. Ce sont actuellement les facteurs essentiels qui conditionnent un retour d'investissement satisfaisant pour les utilisateurs potentiels. Le retour d'expérience des expérimentations des plateformes pilotes de l'industrie du futur permettra d'explorer de nouvelles voies pour solutionner ce problème majeur.

1. Enjeux de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0

Depuis plusieurs décennies et en raison de la concurrence et de la course à la compétitivité, l'industrie s'adapte de façon permanente aux nouvelles technologies et techniques qui lui permettent d'automatiser et d'optimiser de manière entièrement nouvelle les procédés de fabrication et de production. Grâce à celles-ci, de nombreuses opportunités d'innovation et de développement leur sont alors offertes et permettent de tirer vers le haut leur productivité dans la course à la compétitivité mondiale. Depuis moins de deux décennies, on observe une grande révolution dans les secteurs de la fabrication et de la production appelée Industrie 4.0. L'industrie 4.0, aussi baptisée « usine du futur » ou « smart factory », désigne un ensemble d'innovations technologiques qui modernisent les équipements de production. Elle se caractérise par une automatisation intelligente des procédés mécaniques et logiciels, rendue possible par la transformation numérique (big data, cloud computing, capteurs connectés intelligents, Internet des objets, l'intelligence artificielle, la réalité, etc.). Le concept de l'industrie 4.0 bouleverse en particulier l'entreprise manufacturière en transformant les systèmes, la maintenance et les machines. Les technologies et techniques de l'industrie 4.0 permettent également d'apporter une évolution significative de la maintenance. Même si la maintenance corrective demeure toujours inévitable en raison du caractère aléatoire de l'occurrence des pannes, la priorité est aujourd'hui donnée à ce qui est appelée dans l'industrie 4.0 la maintenance prédictive intelligente. Bien que ce terme ne fasse pas l'objet d'une normalisation internationale, il est devenu un terme consacré par les acteurs de l'industrie 4.0. Il est important de souligner que le terme de maintenance prédictive correspond à la traduction anglo-saxonne de la maintenance prévisionnelle au sens de la norme NF EN 13306. L'appellation de maintenance prédictive intelligente provient du fait qu'elle fait appel aux techniques d'intelligence artificielle et au big data utilisées dans l'industrie 4.0. Ce type de maintenance prédictive intelligente est implanté d'ores et déjà dans plusieurs grands groupes industriels et fait l'objet de nombreuses expérimentations ponctuelles. Suivant une enquête réalisée fin 2018 par l'Usine Nouvelle [1] auprès de 220 responsables de maintenance, l'adoption de la maintenance prédictive est plus lente, car elle requiert des compétences en numérique, notamment des spécialistes de la donnée et ils sont 83 % à affirmer que leurs techniciens de maintenance sont décisionnaires ou donnent au moins leur avis sur la digitalisation.

L'analyse des différentes applications au niveau mondial de la maintenance prédictive intelligente de l'industrie 4.0 montre que ses domaines d'applications peuvent se ranger en deux catégories : le domaine de la fabrication de biens dans des usines robotisées comme par exemple dans l'industrie automobile et celui de la maintenance d'un parc d'équipements identiques répartis dans des lieux différents (parc d'ascenseurs, d'éoliennes ou de réacteurs d'avions identiques). Il est important de préciser que l'objectif principal de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 est de réaliser une estimation de la prédiction du temps d'occurrence de la défaillance pour pouvoir entreprendre les actions appropriées de maintenance.

La mise en œuvre de ce concept de maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 implique la maîtrise d'une part des caractéristiques spécifiques de l'industrie 4.0 et d'autre part des technologies et techniques indispensables de la maintenance prédictive intelligente. Dans cet objectif, les sections suivantes décrivent les caractéristiques de l'industrie 4.0 et les éléments indispensables pour élaborer un programme de maintenance prédictive intelligente.

2. L'industrie 4.0

L'expression Industrie 4.0 trouve, en France et à l'étranger, de nombreux synonymes : smart factory, « usine du futur », usine connectée, etc. et ne possède pas de définition universelle. Une étude réalisée par l'association allemande des entreprises digitales Bitkom en 2014 relève ainsi, dans son document de présentation de l'Industrie 4.0 [2], pas moins de 104 définitions, caractérisations et descriptions différentes de ce concept.

Chaque pays, chaque acteur, insiste sur des priorités différentes. Ce foisonnement induit un certain flou autour de cette notion, que chaque acteur précise en fonction de ses enjeux. Le dénominateur commun à ces définitions repose sur la transformation digitale de l'outil industriel et elle se caractérise par l'intégration des technologies numériques dans les processus de fabrication. L'industrie 4.0 correspond à ce qui est qualifiée par la majorité des acteurs industriels de quatrième révolution industrielle dont la première révolution remonte à la fin du dix-huitième siècle.

2.1 Les révolutions industrielles vers l'industrie 4.0

■ La première véritable révolution industrielle a vu le jour vers la fin du XVIII^e siècle et correspond à l'industrie 1.0. Elle s'est développée notamment grâce à l'invention de la machine à vapeur (brevet déposé en 1784 par James Watt) qui utilisait comme source d'énergie primaire le charbon en substituant peu à peu l'énergie de l'eau dans les machines hydrauliques. Puis très rapidement dans les industries manufacturières (textile, métallurgie) où l'on installe de puissantes machines et préfigure le début du machinisme. L'énergie produite par le charbon a rapidement été utilisée dans les transports ferroviaires et maritimes. Cette révolution a contribué à modifier le paysage et entraîné une forte pollution de l'air par les fumées produites par la combustion du charbon.

■ La deuxième révolution industrielle concerne, pour la majorité des historiens, la période comprise entre 1870 et 1914. Caractérisée par de nombreuses inventions fondamentales telles que l'électricité (Thomas Edison), le moteur à explosion (Otto, Daimler et Benz), la production d'acier (Bessemer)... Dans l'industrie 2.0, les industries de production utilisent de plus en plus l'électricité au détriment de la vapeur avec les moteurs électriques. C'est à cette époque que les chaînes de montage ont vu le jour pour des productions de masse fondées sur une méthode de division du travail développée par l'américain Frederick Winslow Taylor. Cette méthode de travail appelée « taylorisme » a pour but d'augmenter la productivité. Elle a été appliquée par Henri Ford en 1909 pour la fabrication de la Ford T. À la fin du XIX^e siècle, le pétrole, l'or noir, donne naissance à de nouvelles branches industrielles dans les secteurs de l'énergie et de la chimie.

■ La troisième révolution industrielle représente une transition entre l'évolution de la productivité d'Henri Ford et la première ère informatique apparue dans les années 1970 où les premiers ordinateurs ont fait leur apparition. La troisième révolution industrielle est caractérisée par la montée en puissance des ordinateurs, le développement de l'informatique industrielle avec les automates programmables et la supervision, l'utilisation de plus en plus massive des réseaux informatiques, l'utilisation croissante de la robotique dans les chaînes de fabrication, de la connectivité et bien évidemment des premières utilisations de l'Internet (créé en 1969 par le département de la défense américaine – DOD). Elle a introduit davantage de systèmes automatisés sur les chaînes de montage pour effectuer des tâches manuelles. Il est important cependant de souligner l'importance de l'intervention humaine dans les systèmes automatisés. L'émergence de ces nouvelles technologies a entraîné une augmentation significative de la

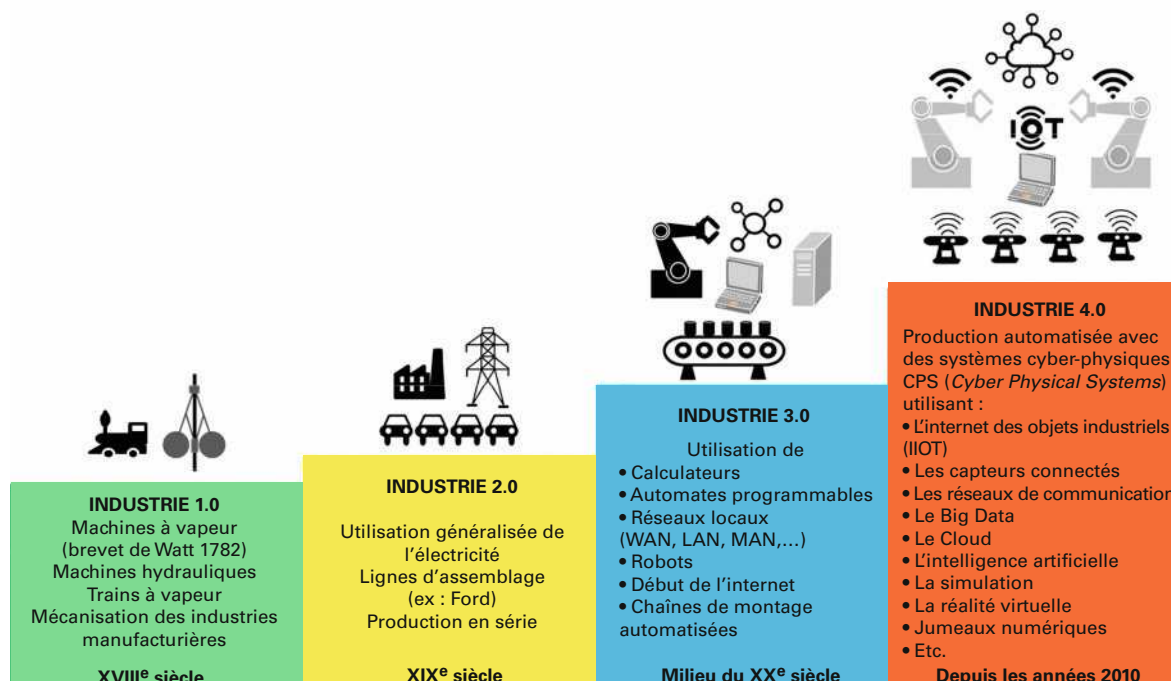


Figure 1 – Les évolutions industrielles

quantité d'éléments électroniques, informatiques et électriques nécessaires à la fabrication de ces produits. C'est également sur cette période que la maintenance préventive a vu le jour en lieu et place de l'entretien et de la réparation accompagnée de l'apparition de la GMAO (gestion de la maintenance par ordinateur). La GMAO a tiré profit de l'utilisation des réseaux informatiques et des banques de données informatiques.

■ La quatrième révolution industrielle est une suite logique des conséquences de l'introduction des ordinateurs et des technologies développées lors de la troisième révolution. Elle repose sur le concept de l'usine intelligente – ou industrie 4.0 – caractérisée par une interconnectivité entre les machines et des systèmes dans les sites de production. L'intelligence décentralisée aide à créer une intelligence mise en réseau d'objets et la gestion de processus indépendante avec l'interaction des mondes réels et virtuels représentant un nouvel aspect de la production de biens et de services et processus de production. Le concept d'industrie 4.0 a été présenté pour la première fois lors la foire de Hanovre (Salon de la technologie industrielle) de 2011. L'objectif de cette quatrième révolution a été souligné pendant la séance d'ouverture de la chancelière Angela Merkel ; elle indiquait que : « L'Europe doit se rassembler et avancer vite, c'est la seule façon de garder notre place sur les Asiatiques » Ensuite un rapport décrivant l'industrie 4.0 a été publié en 2013 par le GTAI (Germany Trade & Invest) qui est l'agence de développement économique de la république fédérale allemande. Par la suite, ce concept a été repris au niveau mondial (USA, Chine, France, pays asiatiques, Inde).

La quatrième révolution industrielle est caractérisée par l'utilisation généralisée des environnements numériques et physiques appelés systèmes cyberphysiques (*Cyber Physical Systems*) dans le domaine de la fabrication. Elle réalise la convergence des technologies de l'information, l'Internet des objets, le big data, le cloud, l'analytique des données (analytics), etc., avec des accélé-

rateurs supplémentaires, tels que la robotique coopérative, l'intelligence artificielle et les sciences cognitives, etc. Ces techniques seront décrites plus en détail dans la suite de cet article en soulignant leurs rôles respectifs dans le cadre de la maintenance prédictive intelligente. Cet ensemble de techniques et technologies permet à l'industrie 4.0 d'automatiser et d'optimiser de manière entièrement nouvelle les procédés de fabrication, offrant ainsi de nombreuses opportunités d'innovation et de développement. La figure 1 représente la chronologie de ces révolutions.

2.2 L'industrie 4.0 pour les grandes et moyennes entreprises

Suivant les projections réalisées par les sociétés Atos et Siemens au « digital-industry-summit » organisé en 2018 au Palais Brogniart sur l'industrie 4.0 [3], en 2025, plus de 20 milliards d'appareils seront connectés à l'Internet des objets (IoT) et les dépenses mondiales en systèmes robotiques sont estimées à plus de 67 milliards de dollars. Ceci signifie que le « smart data » et l'industrie du futur représentent un enjeu de taille pour les entreprises si elles veulent rester compétitives. Depuis le lancement du concept « industrie 4.0 » par l'Allemagne en 2011, de nombreux pays industrialisés se sont dotés de plans de financement publics pour aider les entreprises à réaliser leur mutation vers l'industrie 4.0. Ces plans de financement ont pour objectifs principaux de permettre aux établissements de taille intermédiaires (ETI) et aux petites et moyennes entreprises (PME) d'accéder à ces nouvelles technologies car elles ont évidemment moins de moyens que les grosses entreprises. En France, en 2013, la « Nouvelle France industrielle » a été lancée et comprenait 34 plans d'action de reconquête. En 2015, la seconde phase de la Nouvelle France Industrielle a été lancée par les pouvoirs publics dans le cadre du projet « industrie du futur ». Le projet repose sur 5 piliers et est articulé

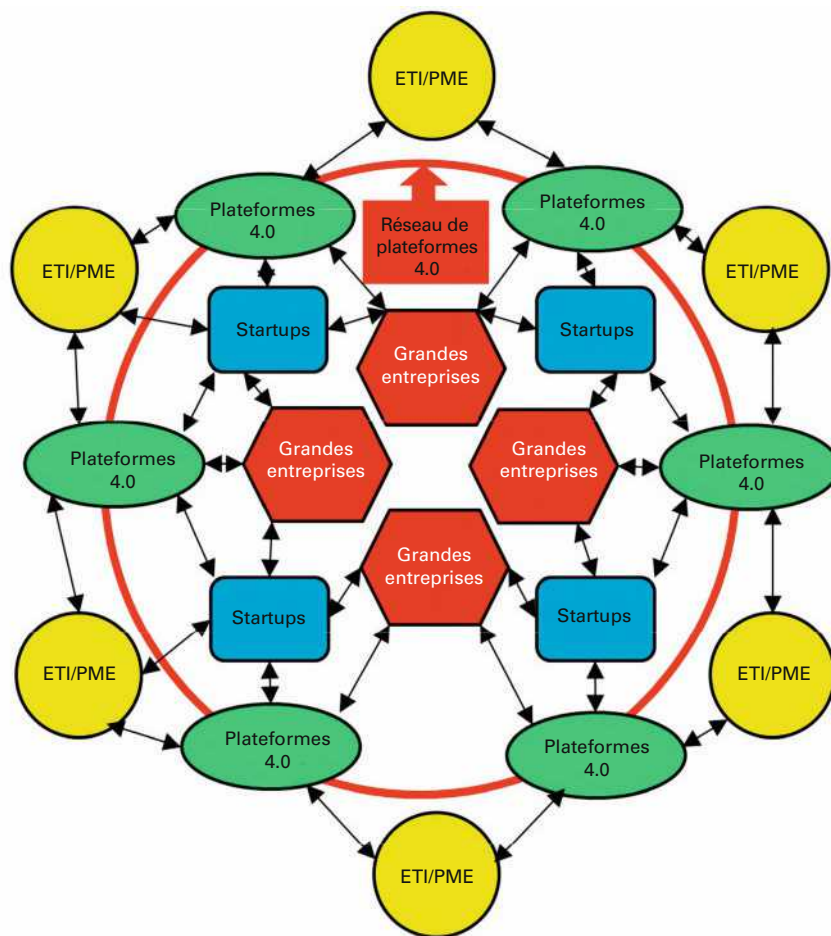


Figure 2 – Relation entre grandes entreprises, PME, ETI et Startups

autour de 9 solutions industrielles correspondant à de grands marchés. Parmi ces 5 piliers figurent le développement de l'offre technologique pour l'Industrie du Futur et l'accompagnement des entreprises vers l'Industrie du Futur. Les détails sont fournis dans le dossier de presse « Réunir la Nouvelle France industrielle de 2015 » [4].

Depuis 2013 environ 5 milliards d'euros de financement public sont consacrés à ce projet. Le projet se donne pour objectif de coordonner les briques technologiques existantes et de développer celles qui manquent grâce à des projets de R&D financés par l'État. Il prévoit d'autre part la mise en place de lignes de production pilote dans des entreprises emblématiques. Pour le déploiement national des technologies et méthodes d'excellence de ces lignes pilotes, le cœur du plan consiste en un programme d'accompagnement méthodologique et financier des PME et ETI sous le co-pilotage des Régions. Concrètement en 2015, l'Alliance Industrie du Futur (AIF) a été officiellement créée. Elle est fondée autour d'un noyau dur d'acteurs de l'industrie et du numérique représentant plus de 33 000 entreprises et 1,1 million d'emplois. L'AIF organise et coordonne, au niveau national, les initiatives, projets et travaux tendant à moderniser et à transformer l'industrie en France. Parmi ces actions, elle a pour mission de promouvoir le développement de plateformes et la mise en réseau avec les PME-ETI. L'AIF a pour mission également d'attribuer le label « Vitrites Industrie du Futur » aux entreprises innovantes. La figure 2 schématise l'esprit qui sous-tend le projet industrie du futur. Elle décrit le rôle

des grandes entreprises et des start-up dans leur contribution au développement des plateformes pilotes où les PME et ETI peuvent expérimenter en grandeur réelle leurs projets. D'ores et déjà plusieurs plateformes ont vu le jour en France. En 2016, le Factory Lab de Saclay [5] a été inauguré. Il regroupe le CEA list, le Cetim, les Arts et Métiers et des grands groupes industriels (groupe PSA, Safran, DCNS, Dassault Systèmes, Actemium). Les PME et TPE font pleinement partie de la plateforme et sont intégrées aux projets et à la gouvernance. Également inauguré en 2016 à Saclay, l'« Innovation center for operations » du Boston Consulting Group (BCG) [6] qui a installé une usine pionnière comprenant deux lignes de fabrication automatisées (scooters et bonbons). Elle permet également aux PME et TPE d'expérimenter des projets dans les domaines de l'impression 3D, big data, Internet industriel, robots collaboratifs, maintenance prédictive des machines. De nombreuses plateformes sont réparties sur le territoire national : les plateformes « Mécatronique pour l'Amélioration des Produits et des Procédés » (MAPP) et la « Future of Factory Lorraine (FFLOR) » dans le Grand Est [7]. L'analyse de la situation actuelle de l'industrie 4.0 montre que la majorité des grandes entreprises industrielles françaises se sont dotées des compétences pour entreprendre leurs mutations vers l'industrie 4.0 (automobile, énergie, aéronautique, transports). Avec l'aide des pouvoirs public dans le cadre du projet Industrie du Futur, elles participent dans leur cadre de partenariat aux développements des plateformes pilotes. De cette

manière, les PME et ETI peuvent expérimenter dans ces plateformes la validité et la viabilité de leurs projets innovants en bénéficiant également du soutien des start-up spécialisées dans les technologies et techniques de l'industrie 4.0.

Des concepts et projets semblables ont vu le jour dans de nombreux pays. Les États-Unis ont lancé en 2011, l'« Advanced Manufacturing Partnership – AMP » [8], un effort national rassemblant l'industrie, les universités et le gouvernement fédéral avec pour ambition d'investir dans les technologies émergentes dans le secteur manufacturier pour renforcer la compétitivité de l'industrie américaine. Complété en 2013, l'AMP vise notamment à établir un réseau national d'instituts d'innovation dans le secteur manufacturier et à établir des partenariats public-privé visant à créer des plateformes industrielles de haute technologie mutualisées. La Chine a répondu en 2015 au concept allemand Industrie 4.0 avec son plan « Made in China 2025 » [9]. Celui-ci a pour objectifs de promouvoir le lien entre les technologies de l'information et le secteur industriel, d'utiliser des technologies intelligentes, d'améliorer la capacité de l'industrie à innover, de promouvoir une fabrication respectueuse de l'environnement et d'optimiser leurs chaînes de production.

2.3 Architectures de l'industrie 4.0 et ses principales composantes

Comme cela a été souligné dans la section précédente, il existe de très nombreuses interprétations de la définition de l'industrie

4.0, par conséquent les architectures associées et leurs composantes diffèrent suivant les secteurs industriels.

Initialement, les architectures ont été conçues pour les industries manufacturières où la place des robots y joue un rôle prépondérant (automobile, électronique, mécanique, produits pharmaceutiques et produits alimentaires de grande consommation, etc.). Ces architectures ont ensuite été adaptées à d'autres domaines pour la mise en œuvre de la digitalisation de la production et de la maintenance de parcs d'équipements identiques localisés dans des sites géographiquement éloignés (éoliennes, ascenseurs, avions, etc.) Cette section décrit de façon succincte les principales composantes des différentes architectures en soulignant celles qui sont utilisées dans le cadre de la maintenance prédictive intelligente de l'industrie 4.0, objet de cet article. De très nombreux ouvrages et publications sont dédiés à l'industrie 4.0 dans lesquels le lecteur trouvera plus d'informations [10] [11] [12] [13] [14]. Compte tenu du fait que les termes employés pour décrire les éléments des architectures sont d'origine anglo-saxonne, ces termes seront utilisés dans cet article et une traduction française sera également fournie.

2.3.1 Architectures de l'industrie 4.0

Les architectures de l'industrie 4.0 varient considérablement en fonction des secteurs industriels et à ce jour il n'existe pas de normalisation disponible. Chaque secteur d'activité et les entreprises spécialisées dans les offres de logiciels proposent des architectures adaptées à leurs besoins. La figure 3 représente un exemple d'architecture adaptée à l'industrie manufacturière robo-

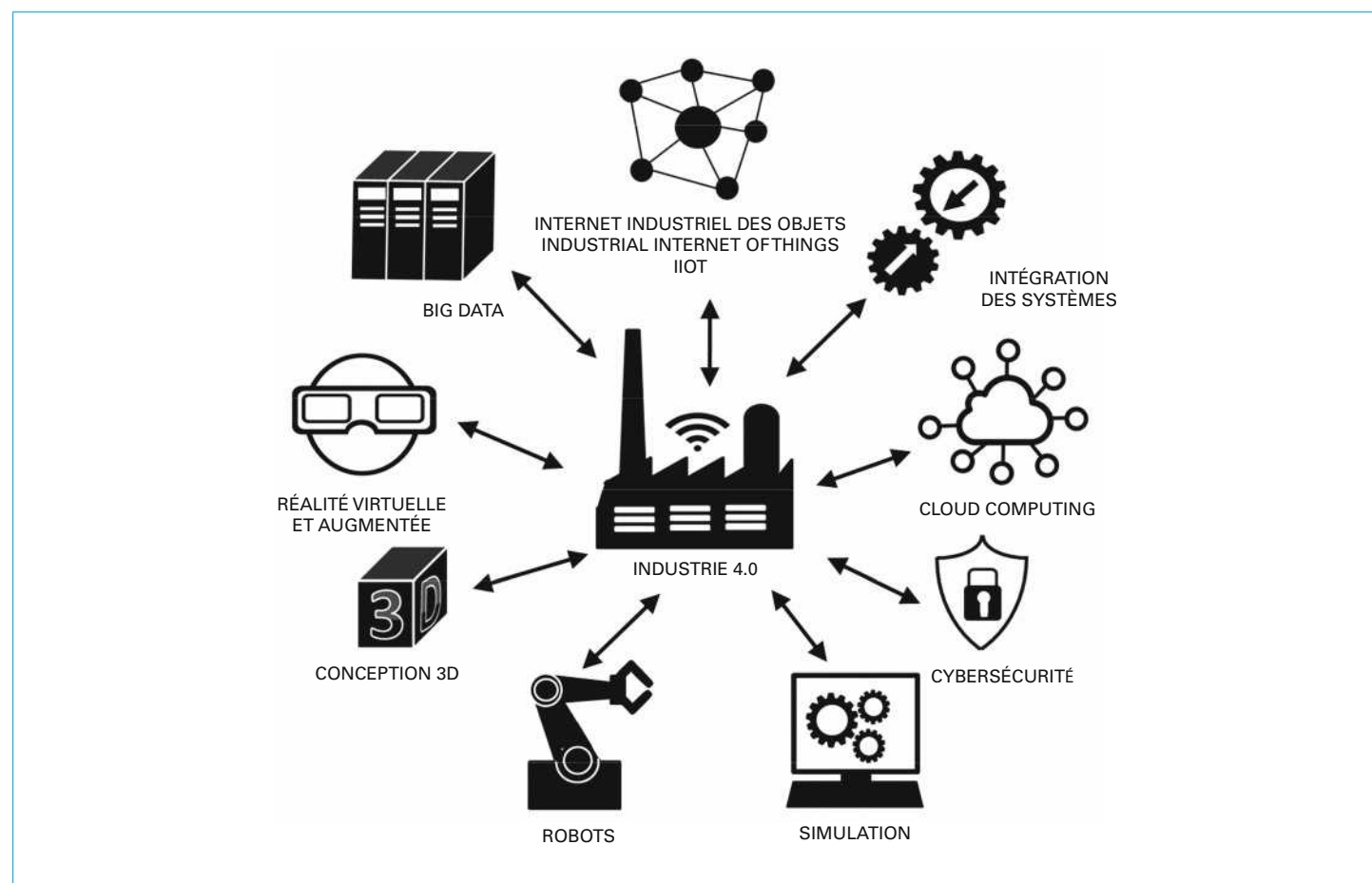


Figure 3 – Exemple d'architecture pour l'industrie manufacturière robotisée

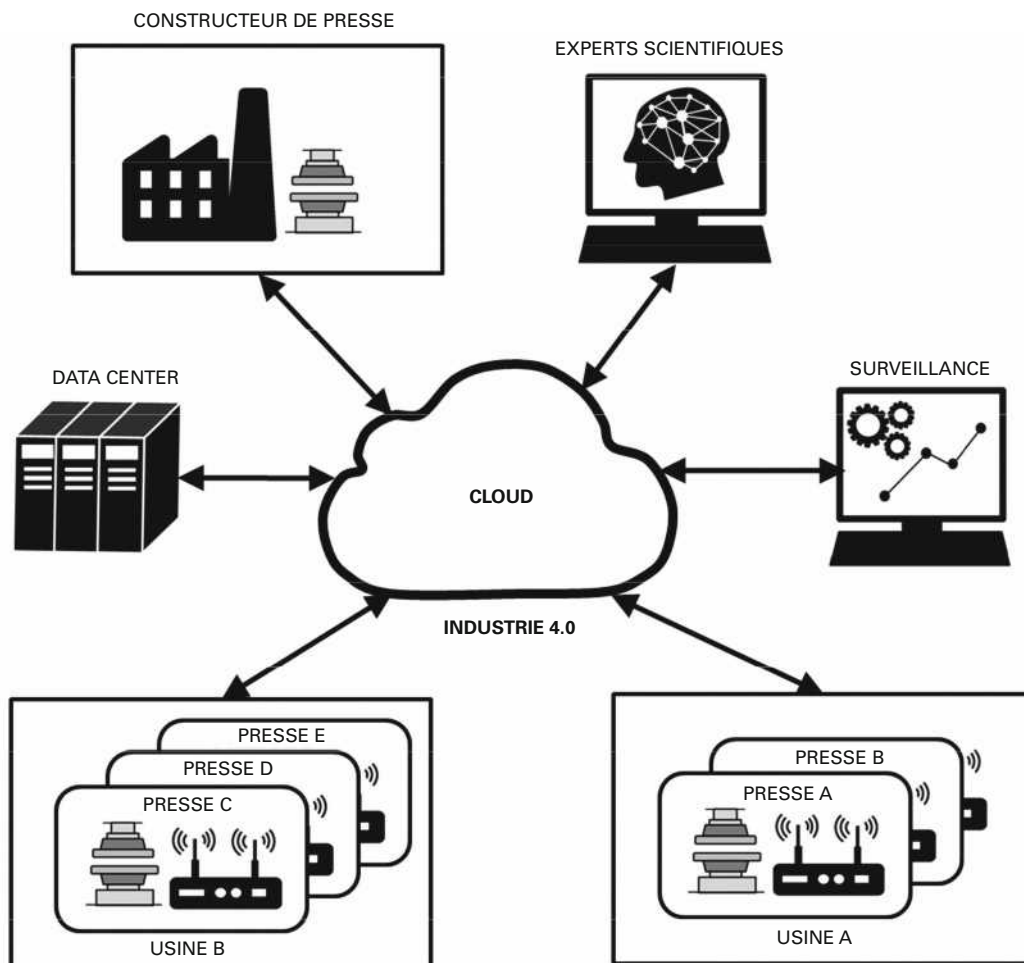


Figure 4 – Architecture utilisée pour la mutualisation des connaissances

tiée. Les éléments de cette architecture seront explicités dans la suite de cette section. La figure 4 représente une architecture utilisée pour mutualiser les connaissances entre le constructeur et les utilisateurs qui exploitent un matériel identique. Dans cet exemple, il s'agit de presses de formage réparties sur plusieurs sites industriels.

2.3.2 Principales composantes de l'industrie 4.0

La mise en œuvre de la maintenance prédictive intelligente de l'industrie 4.0 fait appel aux concepts et technologies propres à l'industrie 4.0. Cette section présente de façon succincte les principales composantes de l'industrie 4.0.

2.3.2.1 Objets connectés

Les objets connectés captent, stockent, traitent et transmettent des données. Ils peuvent recevoir et donner des instructions et ont ainsi la capacité à se connecter à un réseau d'information [fiche pratique Réf : 1509]. Dans la suite de cet article, les objets connectés représenteront majoritairement les équipements industriels dotés de dispositifs spécialisés pour les rendre communicants (par exemple avec des

balises RFID – Identification par fréquence radio). Actuellement, de plus en plus de constructeurs d'équipements industriels proposent des équipements connectés pour l'industrie 4.0. La figure 5 représente une pompe industrielle connectée par un système radio. Dans cet exemple, les données sont transférées directement vers le cloud du constructeur via une passerelle pour traitement de données. Ensuite, les techniciens de maintenance, à l'aide d'une application disponible sur portable, tablette ou PC, peuvent à tout moment et où qu'ils soient, consulter les caractéristiques de fonctionnement de toutes les pompes sous surveillance, sans devoir être présent sur site.

Ces objets industriels connectés sont des éléments essentiels de l'industrie 4.0 mais représentent des investissements onéreux.

2.3.2.2 L'IoT et l'IIoT

■ L'IoT est le raccourci utilisé pour désigner « l'Internet of Things » ou en français « l'Internet des objets connectés ». La recommandation de l'Union internationale des communications UIT-T Y.2060 précise le concept et la portée de l'IoT. Elle définit l'Internet des objets (IoT) comme « une infrastructure mondiale pour la société de l'information, qui permet de disposer de services évolués en interconnectant des objets (physiques ou virtuels) grâce aux technologies de

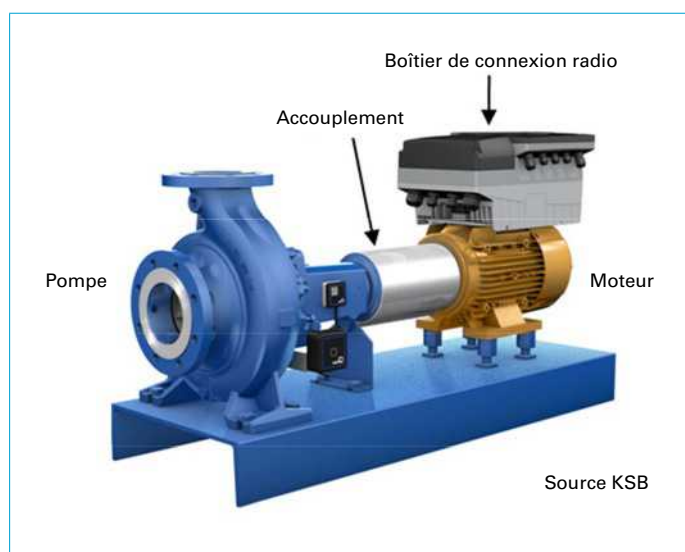


Figure 5 – Groupe motopompe connecté

l'information et de la communication interopérables existantes ou en évolution. » Elle note également qu'en « exploitant les capacités d'identification, de saisie de données, de traitement et de communication, l'IoT tire pleinement parti des objets pour offrir des services à toutes sortes d'applications, tout en garantissant le respect des exigences de sécurité et de confidentialité ».

En pratique dans l'industrie 4.0, L'IoT repose sur l'identification de chaque objet, souvent connecté aux autres, afin qu'il puisse envoyer des données sur une plateforme cloud via Internet.

■ L'Internet industriel des objets, traduit de l'anglais Industrial Internet of things (ou IIoT), est l'utilisation des technologies de l'Internet des Objets dans le secteur industriel [H8050v1]. Suivant la définition de l'Industrie du Futur française, l'Internet des Objets Industriels (IIoT – *Industrial Internet of Things*) consiste, grâce à une technologie embarquée (capteurs, actionneurs, puces RFID...) à identifier et faire communiquer entre eux, tous les maillons des chaînes de valeur (machines, produits en cours de fabrication, finis et en cours d'utilisation, collaborateurs, fournisseurs, clients, infrastructures...), que l'on peut désigner comme des « objets ».

2.3.2.3 Plateforme IIOT

Alors que l'Internet industriel des objets (IIoT) est un réseau de périphériques doté de logiciels, de composants électroniques, d'actionneurs et de capteurs permettant aux objets de se connecter et d'échanger des données, une plateforme IIoT repose sur une technologie multicouche qui connecte les composants au cloud en utilisant des options de connectivité flexibles, des dispositifs de sécurité informatique et de vastes capacités de traitement de données. De nombreuses plateformes spécifiques ont été développées notamment dans le domaine de la surveillance et de la maintenance prédictive intelligente. Elles feront l'objet d'un inventaire ultérieurement dans cet article [TE8001v1].

2.3.2.4 M2M

Le M2M (*Machine to Machine*) en français « machine à machine » se définit par un réseau de télécommunication point à point utilisant un module cellulaire ou Wifi intégré, pour connecter des machines ou des objets à un réseau. Les informations circulent d'un endroit à un autre et peuvent être relayées via un serveur vers un logiciel d'application.

2.3.2.5 Systèmes cyberphysiques

Les systèmes cyberphysiques (*Cyberphysical systems* en anglais, CPS) ont été formalisés pour la première fois en 2006 par le professeur Edward Lee de l'université de Berkeley [15]. Les systèmes cyberphysiques (CPS) sont constitués d'ordinateurs qui interagissent avec des processus physiques. Les ordinateurs embarqués et les réseaux surveillent et contrôlent le processus, généralement avec des boucles de contrôle de rétroaction qui réagissent entre les processus et les ordinateurs embarqués. Depuis cette période, de nombreuses autres définitions ont été proposées. Le National Institute of Standard and Technology (NIST) [16] a défini les systèmes cyberphysiques comme des systèmes intelligents qui incluent des réseaux interactifs de composants physiques et informatiques.

Les CPS sont utilisés quand les systèmes physiques complexes doivent communiquer avec le monde numérique pour optimiser leurs performances et augmenter leur efficacité. Ils jouent un rôle de plus en plus important dans les processus industriels et dans la maîtrise de la production et de la maintenance (usine intelligente), particulièrement dans le cadre de l'IIoT.

2.3.2.6 Réseaux de communications

Les réseaux de communication, y compris les technologies sans fil et Internet, servent à relier des machines avec le M2M, les systèmes et les personnes. Actuellement, il existe plusieurs types de réseaux disponibles ; parmi les plus connus figurent :

- le LAN (*local area network*) est un réseau local qui relie des ordinateurs dans une zone limitée comme un atelier ;
- le WAN (*wide area network*) est un réseau informatique ou un réseau de télécommunications couvrant une grande zone géographique comme celui de l'Internet actuel ;
- le WLAN (*wireless local area network*) est un réseau sur lequel un utilisateur mobile peut se connecter à un réseau local (LAN) via une connexion radio sans fil ; la norme IEEE 802.11 spécifie les technologies utilisées pour les LAN sans fil ;
- le LPWAN (*low power wide area network*) est un réseau sans fil M2M à basse énergie à longue portée (10 km) et est très adapté pour la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0.

2.3.2.7 Systèmes de communication

De nombreuses architectures de systèmes de communication avec leurs protocoles spécifiques ont vu le jour depuis plusieurs décennies pour communiquer entre les objets et les contrôler. Des standards ont été établis par les concepteurs de systèmes de réseaux.

À titre d'exemple, deux systèmes de communication sont utilisés dans l'industrie 4.0, SCADA et HART :

- SCADA (*Supervisory Control And data Acquisition*) est un système de télégestion à grande échelle permettant de traiter en temps réel un grand nombre de télémessures et de contrôler à distance des installations techniques ; développé dans les années 1960 il fait l'objet d'adaptations pour l'industrie 4.0 ; les protocoles mis en œuvre suivent des normes constructeurs ou celles définies par la CEI (IEC 61850 et IEC 60870-5-101) ;
- HART (*Highway Addressable Remote Transducer*) est un protocole de communication utilisé en contrôle industriel pour communiquer numériquement ; ce protocole permet de concevoir des réseaux communicants en utilisant des capteurs et transmetteurs de données avec ou sans fil ; la figure 6 représente une architecture conforme au protocole HART ; elle est particulièrement adaptée pour récupérer des données dans le cadre

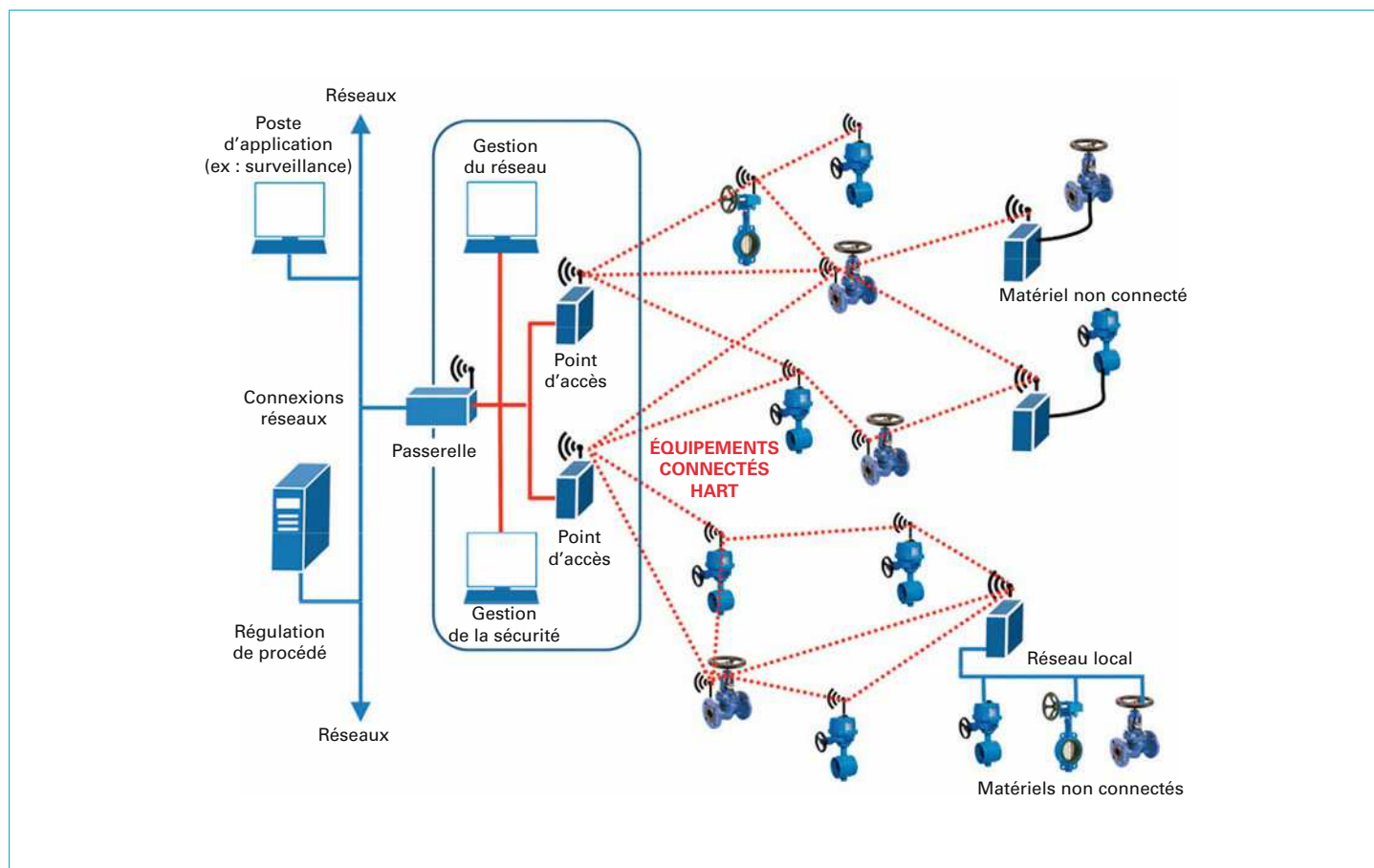


Figure 6 – Schéma d'un réseau HART

de la maintenance prédictive intelligente car elle permet une acquisition continue des paramètres de fonctionnement des équipements.

2.3.2.8 Cloud

Le cloud dont la traduction française est le nuage informatique ou infonuage est un terme qui ne possède pas de définition bien qu'il soit utilisé de façon universelle et est souvent confondu avec le cloud computing. Parmi la myriade de définitions, celle proposée par Microsoft semble une des plus pertinentes car elle décrit la structure des systèmes qui le constitue et ne définit pas les fonctions qu'il réalise en précisant toutefois qu'elle peut paraître floue. Le cloud est défini par : « un réseau mondial de serveurs, chacun ayant une fonction unique. Le cloud n'est pas une entité physique, mais un vaste réseau de serveurs distants du monde entier, reliés entre eux et destinés à fonctionner comme un écosystème unique. Ces serveurs sont conçus pour être utilisés par des applications Web... On peut y accéder par Internet depuis n'importe quel point du globe » [17].

2.3.2.9 Cloud computing

Le cloud computing, en français informatique en nuage, est un terme pour lequel il existe de très nombreuses définitions dont les contenus varient en fonction des nouvelles technologies et des nouveaux besoins. En 2011, aux États-Unis, le National Institute of Standards and Technology [18] a publié une définition qui est à la base des autres définitions utilisées par l'industrie ou les sociétés de services spécialisées.

Du cloud computing, sa définition traduite de l'anglais est la suivante : « Le cloud computing est un modèle permettant un accès à la demande au réseau, pratique et omniprésent, à un pool partagé de ressources informatiques configurables (réseaux, serveurs, stockage, applications et services) qui peuvent être rapidement fournies et diffusées avec un effort minimal de gestion ou d'interaction avec les fournisseurs de services. Ce modèle de cloud computing est composé de cinq caractéristiques essentielles, trois modèles de services et quatre modèles de déploiement ». La figure 7 détaille les caractéristiques du cloud computing suivant le NIST.

Selon cette définition du NIST, le cloud computing doit posséder cinq caractéristiques essentielles :

- le service doit être en libre-service à la demande ;
- il doit être accessible sur l'ensemble d'un réseau ;
- il doit y avoir une mutualisation des ressources ;
- il doit être rapidement élastique (adaptation rapide à une variation du besoin) ;
- il doit être mesurable (mesure et affichage de paramètres de consommation).

Le NIST distingue 3 niveaux de service :

- le logiciel en tant que service (Software as a Service – SaaS) : par exemple une banque « loue » un logiciel spécialisé, en ligne, à la demande, chez un prestataire externe ;
- la plateforme en tant que service (PaaS) : une solution externe qui propose une suite logicielle et les outils d'intégration et de suivi ; par exemple, un serveur web (Linux+MySQL) ;

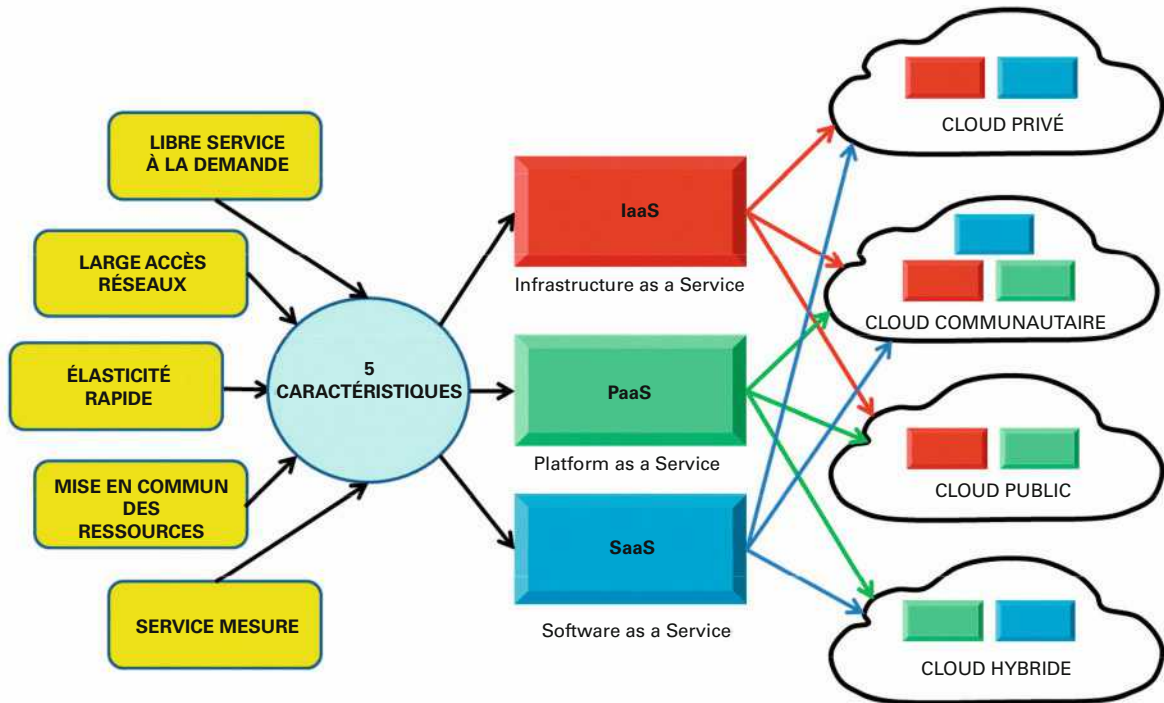


Figure 7 – Le cloud computing suivant le modèle du NIST

- l'infrastructure en tant que service (IaaS) : la totalité de l'infrastructure (ressources matérielles) est externe ; par exemple, capacité de stockage et capacité de calcul à la demande sur un réseau.

Et quatre modèles de déploiement :

- le nuage privé (au sein d'une même organisation) ;
- le nuage communautaire (réservé à une communauté) ;
- le nuage public (ouvert au grand public) ;
- le nuage hybride (composition de deux ou plusieurs types de nuages).

Ce processus de standardisation coordonné par le NIST implique un grand nombre de parties prenantes du secteur privé, et est loin d'être terminé. Le groupe de travail du NIST doit déterminer la liste de normes dans le domaine du cloud computing, notamment en termes d'échange de données et de sécurité. Pour répondre au besoin de l'industrie 4.0 et pour obtenir des temps de réponse en temps réel, de nouveaux concepts ont vu le jour et représentent la nouvelle tendance du cloud computing : le Edge computing (traitement des données à la périphérie ou informatique en périphérie ou l'informatique en périphérie de réseau) et le Fog computing (informatique géodistribuée, informatique en brouillard, ou encore l'infonébulisation). Ces concepts ne font pas actuellement l'objet de définitions standardisées et de nombreuses sociétés de services utilisent leurs propres définitions [19] [20] [21]. C'est la raison pour laquelle les termes Edge computing et Fog computing sont souvent confondus. Actuellement, suivant l'article de l'Usine Nouvelle [22], l'Edge computing est devenu le nouveau terrain de bataille des géants du cloud computing (Amazon, IBM, Hewlett Packard...) qui ont déjà développé des plateformes d'Edge computing. Cet article précise que si l'Edge Computing suscite autant d'intérêt, c'est qu'il est perçu

comme un futur Eldorado. Selon une étude de Market Research Future, il pourrait représenter un pactole de 19,4 milliards de dollars en 2023. Pour Gilles Thiebaud, patron de Hewlett Packard Entreprise, il a le potentiel de devenir un marché plus important que celui du cloud. En effet les objets industriels connectés fournissent en temps réel un volume important de données qui doivent être traitées rapidement sur place par exemple pour la surveillance et la maintenance prédictive des équipements. Ainsi, les opérateurs peuvent consulter sur place ou à distance, à l'aide de téléphones portables ou de tablettes, l'état de santé de leurs équipements. La Fog computing et l'Edge computing possèdent des points de ressemblance puisqu'elles impliquent toutes deux de rapprocher les traitements intelligents des données près de leurs points de création. Cependant, la principale différence entre les deux réside dans l'emplacement où les traitements intelligents sont localisés. La Fog computing place les traitements intelligents sur le réseau local (LAN). Cette architecture transmet les données des points finaux à une passerelle, où elles sont transmises aux sources pour traitement et transmission en retour.

La Fog computing consiste en une infrastructure matérielle et applicative distribuée, destinée à stocker et traiter les données issues des applications venant de l'Edge computing. Au lieu de centraliser dans le cloud les informations produites par les capteurs en provenance de l'Edge computing, le Fog computing utilise des appareils périphériques et des passerelles, le réseau local fournissant une capacité de traitement. Les données peuvent être distribuées sur plusieurs nœuds d'un réseau.

L'Edge computing met l'intelligence et la puissance de traitement dans des périphériques tels que les contrôleurs d'automatisation intégrés. Une partie des nombreuses données collectées

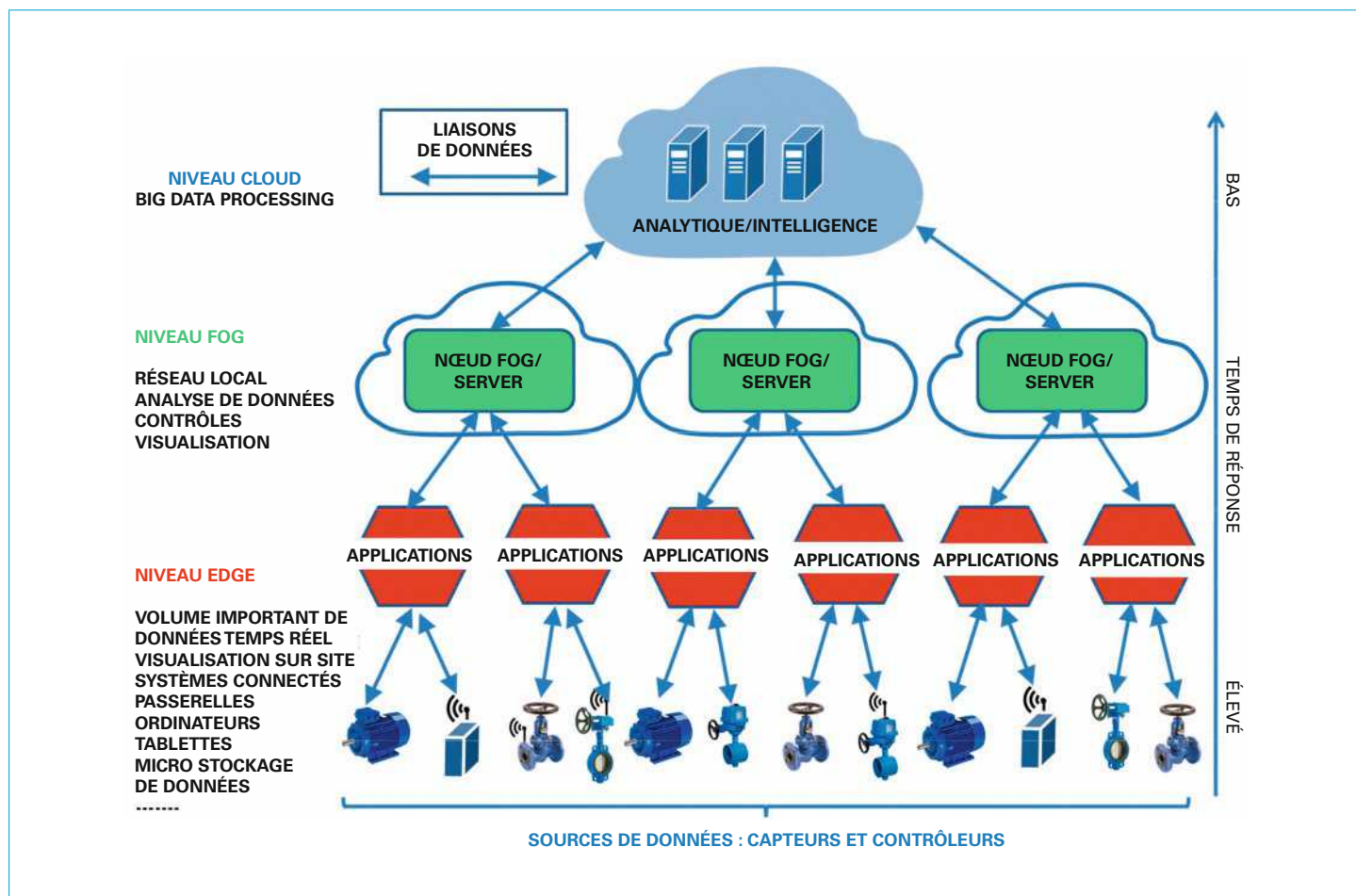


Figure 8 – Les trois niveaux de cloud

par les appareils connectés est traitée localement, afin de réduire le trafic en direction du cloud ou des data centers et de permettre une analyse des données importantes quasiment en temps réel.

L'Edge computing offre de nombreux avantages par rapport aux architectures traditionnelles, telle l'optimisation de l'utilisation des ressources dans un système de cloud computing. En réalisant les calculs à la périphérie du réseau, le risque de goulot d'étranglement des données est ainsi réduit. L'Edge computing améliore également la sécurité grâce à un cryptage des données plus proches du réseau. La figure 8 représente un exemple d'une architecture à trois niveaux. L'architecture de l'IloT est composée de trois niveaux : le cloud, la Fog Computing et l'Edge computing qui se complètent. La Fog computing utilise un système centralisé qui facilite la connexion d'un réseau d'appareils à un réseau plus sécurisé.

2.3.2.10 Big data

Le big data possède en français plusieurs dénominations : mégadonnées, grosses données ou données massives. L'expression big data a été pour la première fois utilisée par Michael Cox et David Ellsworth dans leur communication « Application-Controlled Demand Paging for Out-of-Core Visualization » en 1997 à la « 8th conference on Visualization '97 » à Phenix, Arizona [23]. Actuellement, il n'existe pas de définition précise et mondiale reconnue du big data. Sa définition varie selon les commu-

nautés qui s'y intéressent (usagers ou fournisseurs de services) [H6040v1] [24] [25].

Par exemple, la société Amazon définit le big data « comme un ensemble de défis en matière de gestion de données qui, en raison de la vitesse, de la variété et du volume croissants des données, ne peuvent être relevés avec des bases de données traditionnelles ». Bien que le big data possède de nombreuses définitions, Il est en général caractérisé par plusieurs paramètres :

- **volume** : il peut varier de quelques téraoctets à plusieurs pétaoctets de données ;
- **variété** : cela comprend des données provenant de différentes sources et se présentant sous divers formats ;
- **vitesse** : les données doivent être collectées, stockées, traitées et analysées dans des délais relativement courts, allant d'une journée à un traitement en temps réel ;
- **véracité** : elle concerne la fiabilité et la crédibilité des informations collectées et conditionne la précision des analyses.

Selon la société de service, Gartner, qui est la référence dans le domaine du cloud, le big data correspond à des informations volumineuses, à grande vitesse et/ou très variées qui nécessitent des formes de traitement de l'information innovantes et rentables qui permettent une analyse approfondie, la prise de décision et un processus d'automatisation.

2.3.2.11 Data analytics, data analysis et data mining

La recherche et l'analyse des données pertinentes dans le big data sont des piliers de l'industrie 4.0 pour l'aide à la décision des responsables.

Pour traiter ces données très volumineuses, trois termes très médiatiques (*buzz words*) ont vu le jour : le data analytics (analytique des données), le data analysis (analyse des données) et le data mining (forage de données, exploitations de données ou fouille de données). Ces domaines font actuellement l'objet de formations spécialisées diplômantes notamment en France et très recherchées par l'industrie.

Ces termes ne faisant pas actuellement de définitions normalisées font l'objet d'interprétations souvent interchangeables par les entreprises spécialisées dans le traitement du big data (Google, Amazon, IBM...). Cette section propose les définitions les plus couramment acceptées.

■ **Le Data analytics** ou analytique des données est utilisé dans de nombreuses industries afin de faciliter aux entreprises et aux organisations la prise de décision et représente un enjeu stratégique. Il consiste à analyser un large volume de données brutes avec pour objectif d'identifier leurs caractéristiques communes pour déduire des modèles et des relations existant dans les données qui pourraient s'avérer autrement cachées [26] [27]. Parmi les méthodes les plus couramment utilisées figurent l'inférence statistique, les algorithmes de classification à base de réseaux de neurones, les arbres de décision et les SVM (support vector machines), les algorithmes d'association développés pour rechercher des ensembles de données qui apparaissent de façon synchrone et les méthodes statistiques de régression pour analyser les relations entre les données.

■ **Le Data analysis** (analyse des données) [28] : il comprend l'extraction, le nettoyage, la transformation, la modélisation et la visualisation de données dans le but de découvrir des informations significatives et utiles qui peuvent aider à en tirer des conclusions et à prendre des décisions. Parmi les outils utilisés figurent les règles d'association, l'apprentissage par arbre de décision, les algorithmes génétiques, l'analyse par régression et l'apprentissage automatique (*machine learning*).

■ **Le Data mining** (forage des données, explorations de données ou fouille de données) : il peut se définir comme l'exploration et l'analyse, par des moyens automatiques ou semi-automatiques, de données très volumineuses stockées dans des bases de données [29] [30]. Son objectif principal est la découverte de connaissances utiles, y compris des modèles et des règles significatifs, à partir de données brutes et apparemment non liées. Les outils utilisés reposent sur l'analyse des données et la statistique classique (analyse factorielle, classification automatique, analyse discriminante, régression logistique, modèles linéaires généralisés...), les arbres de décision, les réseaux de neurones, les SVM (support vector machine), l'agrégation de modèles et la détection des règles d'associations. De nombreux logiciels ont été développés pour faciliter la mise en œuvre du data mining (R, SAS, IBM et SPSS). Les techniques de data mining spécifiques à la maintenance prédictive feront l'objet de développement ultérieurement.

Ces trois termes font partie de la discipline Data Science (science des données) [31] qui désigne l'ensemble des méthodes scientifiques, des mathématiques, statistiques, des algorithmes et des systèmes scientifiques pour extraire des connaissances et des idées à partir de différentes formes, structurées ou non. La data science est elle-même une des composantes de la Business Intelligence, ou informatique décisionnelle, qui désigne l'ensemble des technologies permettant aux entreprises d'analyser les données pour la prise de décision [32].

2.3.2.12 Réalité virtuelle et réalité augmentée

Grâce à l'accessibilité accrue et à la facilité d'utilisation de ces technologies au cours des dernières années, la réalité virtuelle et

la réalité augmentée sont utilisées dans l'industrie 4.0. Elles servent à optimiser la conception, à automatiser les processus, à contrôler la fabrication et la construction, à former les travailleurs, et aux tâches de maintenance et de surveillance. Par exemple, pour la maintenance des matériels, des casques de réalité augmentée permettent aux opérateurs d'accéder en temps réel aux instructions et à des tutoriels vidéo sur les matériels sur lesquels ils interviennent [33].

2.3.2.13 Simulation, modélisation et virtualisation

La simulation numérique, la modélisation et la virtualisation représentent des outils très importants pour l'industrie 4.0. Ils permettent de simuler numériquement les procédés et d'établir des scénarios pour créer et simuler des configurations optimales. Ces technologies couvrent la conception virtuelle de l'usine, la validation des processus, la planification des capacités, l'intégration robotique, la mise en service virtuelle et les opérations de maintenance en utilisant des jumeaux numériques des matériels. La simulation d'usine permet de réaliser une réplique virtuelle afin de générer des simulations de procédés ou de tests. Elle représente un outil d'aide à la décision pour les responsables.

2.3.2.14 Jumeaux numériques

Le jumeau numérique correspond au modèle informatique d'un équipement et a vu le jour avec l'arrivée des ordinateurs il y a plusieurs décennies. En étudiant le comportement du jumeau numérique, il est possible de comprendre et de prévoir le comportement de son homologue physique dans le monde réel [34]. Grâce au jumeau numérique il est possible de détecter des problèmes sur un équipement réel sans avoir à intervenir. Les jumeaux numériques sont très adaptés pour la maintenance prédictive intelligente. En effet, en cas de panne ou de mauvais fonctionnement d'un équipement réel, les responsables de la maintenance ont pour mission de comprendre l'origine du problème. Mais cela se fait toujours a posteriori, quand le matériel est déjà en panne. Au contraire, le jumeau numérique réalise, en temps réel, des simulations de fonctionnement sur ordinateur, pendant que l'équipement réel fonctionne. Les données réelles du système en fonctionnement sont communiquées au jumeau numérique. Si celui-ci constate un risque de défaillance, il le signale de manière préventive pour intervenir avant la panne. Le jumeau numérique permet d'expliquer le fonctionnement et ainsi de prédire l'occurrence des défaillances.

2.3.2.15 Robotique collaborative (Cobot)

La robotique collaborative (Cobot) correspond à une nouvelle génération de robots coopérant étroitement avec l'homme, sans les restrictions de sécurité généralement requises appliquées dans les applications typiques de la robotique industrielle. Elle se caractérise par sa flexibilité, son accessibilité et sa relative facilité de programmation.

2.3.2.16 Fabrication additive

La fabrication additive est définie comme étant le procédé de mise en forme d'une pièce par ajout de matière, par empilement de couches successives. Intégrée au processus industriel, la fabrication additive offre l'avantage de fournir des pièces à la demande et de gagner en efficacité. En maintenance, elle permet de disposer de pièces de rechange à la demande en les fabriquant sur place. Elle ouvre la voie à une maintenance prédictive intelligente réellement efficace en programmant à l'avance la fabrication d'une pièce qui est en train de se dégrader [35].

2.3.2.17 Intégration des systèmes

L'intégration des systèmes est un processus mis en œuvre dans les domaines de l'ingénierie et des technologies de l'information. Il implique la combinaison de divers systèmes, systèmes informatiques et logiciels afin de créer un système plus volumineux.

L'intégration des systèmes est également utilisée pour ajouter de la valeur à un système grâce à de nouvelles fonctionnalités fournies par la connexion de fonctions de différents systèmes.

2.3.2.18 Cybersecrétité

L'Internet des Objets industriels (IIoT) offre souvent des accès faciles aux différentes formes de piratage ou de sabotage pour les systèmes dont le niveau de sécurité est faible. Les risques peuvent être considérables, touchant non seulement à la confidentialité des données mais aussi à la sécurité des personnes et des biens pour les activités les plus critiques ou au blocage total par des demandes de rançons (ransomware) [36][H6030v1][S8257v1]. À titre d'exemple, en 2010, le célèbre virus Stuxnet a entraîné des arrêts des installations iraniennes de séparation d'uranium. La cybersécurité suivant la recommandation UIT-T X.1205 de l'UIT (Union internationale des télécommunications) est « l'ensemble des outils, politiques, concepts de sécurité, mécanismes de sécurité, lignes directrices, méthodes de gestion des risques, actions, formations, bonnes pratiques, garanties et technologies qui peuvent être utilisés pour protéger le cyberenvironnement et les actifs des organisations et des utilisateurs ». Pour aider les industriels dans leur démarche, différentes instances de normalisation et instituts en charge de la sécurité numérique ont proposé des normes et des guides. Une des plus importantes normes est la l'EC 62443 élaborée par l'ISA.

2.3.2.19 Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle joue un rôle incontournable et majeur dans l'industrie 4.0. Le terme intelligence artificielle (IA) a été introduit pour la première fois en 1956 à l'école d'été de Dartmouth par John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester, et Claude Shannon [37]. L'intelligence artificielle est définie par l'un de ses créateurs, Marvin Lee Minsky, comme : « la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont pour l'instant accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau ». Les techniques développées depuis cette période concernent, par ordre chronologique, les réseaux de neurones artificiels dont l'invention du perceptron, les systèmes experts, les perceptrons multicouches, l'apprentissage automatique ou *machine learning*, le deep learning avec l'émergence du big data, les réseaux neuronaux récurrents (RNR) et les réseaux neuronaux à convolution (RNC) [38]. Ces outils seront décrits succinctement au point 4.

Ces méthodes mettent en œuvre deux méthodes d'apprentissage des données ; l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

■ Apprentissage supervisé

Un apprentissage est dit supervisé lorsque l'algorithme définit des règles à partir d'exemples qui correspondent à des situations connues et qui constituent la base de données d'apprentissage de cas validés. Les systèmes d'intelligence artificielle à apprentissage supervisé utilisés en diagnostic et en pronostic fonctionnent de la manière suivante : des données correspondant à des défauts connus sont présentés au système d'apprentissage et on impose une réponse qu'il doit fournir. Ensuite lorsqu'on lui présente des données provenant d'équipements connectés, le système doit fournir la réponse correspondant au défaut qui a été appris. Parmi les outils les plus utilisés figurent la reconnaissance des formes, les systèmes experts, les réseaux de neurones, les arbres de décision, les réseaux bayésiens ou encore les machines à vecteurs de support.

■ Apprentissage non supervisé

À l'inverse de l'apprentissage supervisé, lors d'un apprentissage non supervisé, le modèle est laissé libre d'évoluer vers n'importe quel état final lorsqu'un motif ou un élément extrait des données lui est présenté. L'objectif de l'apprentissage non super-

visé est d'extraire les données dans des classes présentant des caractéristiques communes sachant que le nombre et la définition des classes ne sont pas donnés a priori. Les outils utilisés feront l'objet de descriptions succinctes au point 4.

Dans les applications pour la maintenance prédictive intelligente, l'apprentissage automatique reste encore largement supervisé et fait face au défi de l'apprentissage non supervisé. Selon Yann LeCun [38], directeur du groupe IA de Facebook, le défi scientifique auquel les chercheurs doivent s'atteler, c'est celui de l'apprentissage non supervisé alors que l'apprentissage reste le plus souvent supervisé. Dans sa leçon inaugurale au Collège de France en 2016, Yann LeCun estime ainsi que « tant que le problème de l'apprentissage non supervisé ne sera pas résolu, nous n'aurons pas de machines vraiment intelligentes. C'est une question fondamentale scientifique et mathématique, pas une question de technologie. Résoudre ce problème pourra prendre de nombreuses années ou plusieurs décennies. À la vérité, nous n'en savons rien ».

3. Maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0

Le concept de la maintenance prédictive intelligente a vu le jour il y a environ une décennie dans le cadre de la quatrième révolution industrielle en exploitant toutes les composantes de l'industrie 4.0 exposées précédemment au point 1. Elle correspond à une évolution majeure dans le domaine de la maintenance prévisionnelle classique défini dans la norme NF EN 13306. Celle-ci définit la maintenance prévisionnelle comme « une maintenance conditionnelle exécutée suite à une prévision obtenue grâce à une analyse répétée ou à des caractéristiques connues et à une évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du bien ».

Deux approches distinctes ont été développées pour la maintenance prévisionnelle conventionnelle qui dans la majorité des cas ne concerne que les données relatives à un équipement bien identifié. La première approche repose sur l'utilisation d'analyses statistiques et de fiabilité sur les défaillances connues de l'équipement en exploitant les données archivées dans les logiciels de GMAO (gestion de maintenance assistée par ordinateur). Ces analyses statistiques permettent de développer des modèles de prévision des défaillances et d'établir les intervalles des tâches de maintenance préventive statistiquement optimaux. La seconde approche est fondée sur l'utilisation d'une surveillance de l'état de l'équipement par des capteurs afin de prédire quand une panne de machine se produira comme le montre la figure 9. Grâce aux données big data contenues dans le cloud, extraites grâce au data mining et traitées par des algorithmes reposant sur l'intelligence artificielle, les exploitants ont ainsi à leur disposition des outils très performants pour prédire le comportement de leurs machines et prendre les décisions appropriées.

3.1 Terminologie pour la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0

La maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 fait appel à de nombreux termes dont les définitions font l'objet de normes internationales ou sont spécifiques à des secteurs industriels particuliers. Compte tenu du fait qu'il existe dans la littérature des dizaines de définitions, cette section fournira celles qui font l'objet de normes ou d'un consensus.

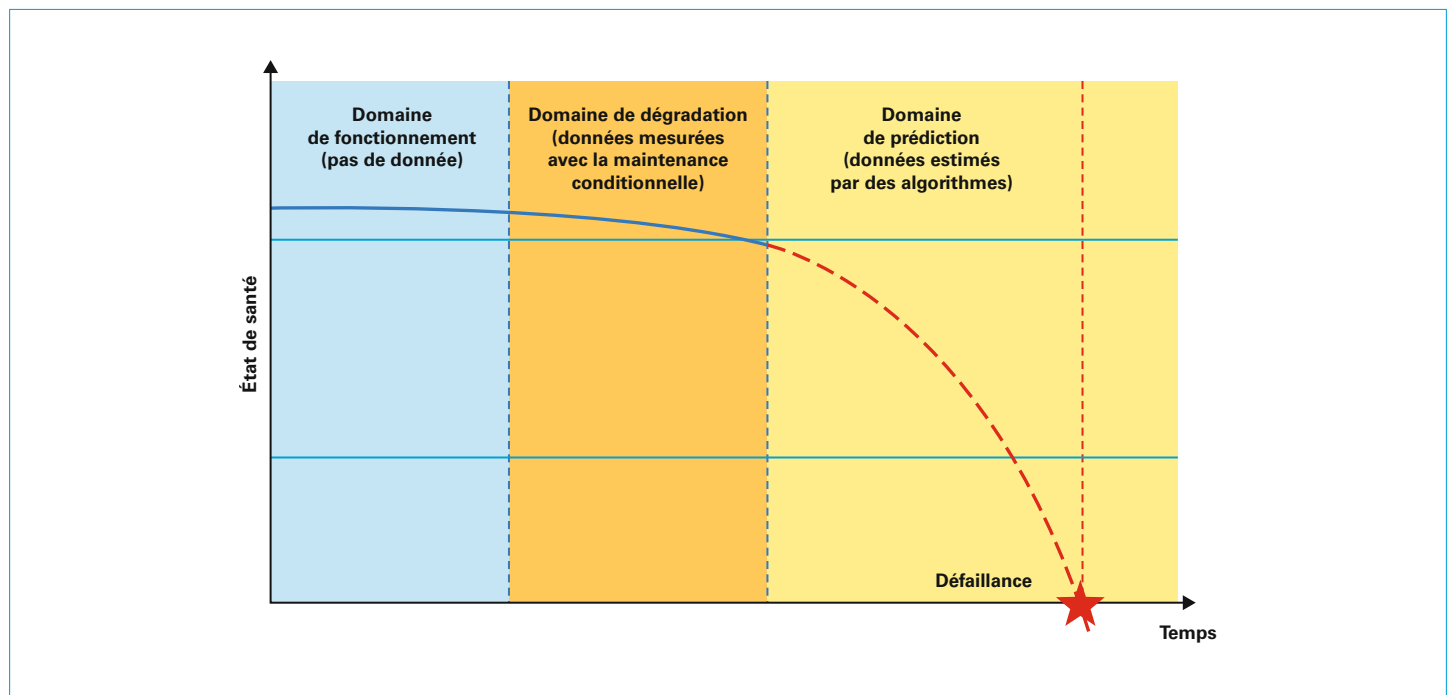


Figure 9 – Les trois domaines de l'évolution de la condition d'un équipement

Le terme « prédictive » n'est pas conforme à la traduction française de la norme EN13306 mais il est vrai qu'il est très répandu dans l'industrie. Il est vrai également que si le terme prédire est synonyme de prophétiser et défini comme « annoncer à l'avance un événement par inspiration surnaturelle, par voyance ou prémonition », il est aussi synonyme de prévoir et défini comme « annoncer à l'avance un événement par connaissance inductive, rationnelle des causes et des effets ». C'est cependant la première définition qui est la plus couramment utilisée et, de ce fait, ce terme n'est pas très bien adapté pour décrire une démarche scientifique. On ne fait pas de prédictions météo mais des prévisions, on ne parle pas de fiabilité « prédictionnelle » mais de fiabilité prévisionnelle.

3.1.1 Défaillance

La norme NF EN 13306 définit la défaillance comme une perte de l'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise, la norme ISO 16079-1 (établie pour le diagnostic et la surveillance d'éoliennes) comme la cessation de l'aptitude d'un composant ou d'une machine à effectuer la fonction requise et la norme CEI 60050 comme une perte de l'aptitude d'une entité à fonctionner tel que requis.

3.1.2 Défaillance fonctionnelle

Ce terme a été introduit dans les études de maintenance fondée sur la fiabilité et est utilisé pour caractériser l'instant où se produit la défaillance. Historiquement, il a été introduit par Nowlan et Heap en 1978 pour être plus précis que le terme général défaillance qu'ils ont défini comme « tout écart identifiable par rapport à la condition d'origine qui n'est pas satisfaisant pour un utilisateur particulier ».

La norme ISO 16079-1 la définit par : « le moment où la machine cesse d'effectuer sa fonction requise qui est notée F ». La norme JA1012 la définit par l'état dans lequel un actif physique ou un système est incapable d'exécuter une fonction spécifique avec le

niveau de performance souhaité. La norme NF EN 60300-3 la définit comme une défaillance ayant pour conséquence qu'une entité cesse d'accomplir au moins l'une de ses fonctions requises. D'usage courant dans le monde anglo-saxon, il n'apporte pas de valeur ajoutée par rapport à la définition de défaillance au sens de la norme NF EN 13306 et est mentionné par souci d'exhaustivité.

3.1.3 Défaillance potentielle

Ce terme a été introduit initialement également dans le cadre de la maintenance basée sur la fiabilité et est devenu d'un usage courant dans les normes internationales relatives au pronostic de défaillance.

La norme JA 1012 la définit « comme une condition identifiable qui indique qu'une défaillance fonctionnelle est sur le point de se produire ou est en train de se produire ».

Et la norme ISO 16079-1 par « le moment où un défaut devient détectable noté P », le défaut étant l'état d'une machine en cas de dégradation ou de comportement anormal de l'un de ses composants, pouvant entraîner une défaillance fonctionnelle de la machine.

3.1.4 Dégradation

La compréhension de la notion de la dégradation d'un équipement est fondamentale pour la mise en œuvre de la maintenance prédictive. En dehors de la définition des normes, il est impératif de connaître les lois physiques et les conditions externes qui influent sur l'état de santé d'un paramètre d'un équipement lié à un mode de défaillance. Deux catégories de caractérisation de la cinétique de la dégradation sont utilisées dans le cadre de la maintenance préventive intelligente : la représentation de l'état de santé et le taux de défaillance $\lambda(t)$ (probabilité d'avoir une défaillance entre t et $t + dt$) en fonction du temps.

La figure 10 représente quatre exemples de comportement de l'état de santé en fonction du temps. Les figures (a), (b) et (c) sont caractérisées par des fonctions monotones croissantes ou décrois-

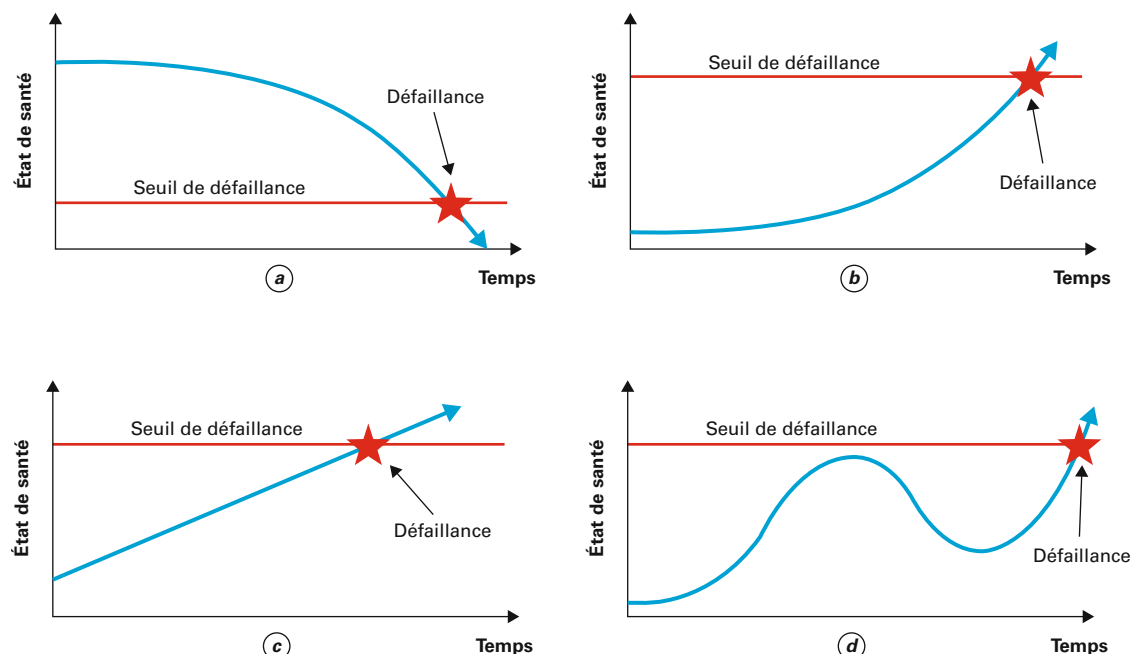


Figure 10 – Exemples d'allure de courbes d'évolution de l'état de santé

santes. Elles servent de base aux algorithmes de prédiction de l'instant d'occurrence de la défaillance. La figure 10 d représente un comportement complexe de la dégradation qui se rencontre pour des matériels tels que certaines machines tournantes (par exemple pour des pompes verticales qui sont sujettes à des crises vibratoires avant défaillance).

La figure 11 représente les allures des taux de défaillance rencontrés les plus couramment pour les équipements industriels.

La dégradation d'une entité suivant la norme CEI 60050 est une modification préjudiciable de l'aptitude à satisfaire à des exigences et suivant la norme NF EN 13306 la dégradation est un changement néfaste de l'état physique, avec le temps, l'utilisation ou en raison d'une cause externe.

3.1.5 Intervalle P-F (P-F interval)

La norme ISO 16079 le définit comme l'estimation du temps qui s'écoule entre la détection d'un défaut (défaillance potentielle P), et une défaillance fonctionnelle (F).

Et la norme SAE JA 1012 comme étant l'intervalle entre le moment où une défaillance potentielle P devient détectable et le moment où se produit une défaillance fonctionnelle F (également appelée « période de développement de la défaillance » et « délai d'exécution avant la défaillance »).

3.1.6 Intervalle Net P-F (Net P-F interval)

Suivant la norme ISO 13381-1, l'intervalle P-F net est l'intervalle minimal susceptible de s'écouler entre la découverte d'une défaillance potentielle P et l'occurrence de la défaillance fonctionnelle F.

La figure 12 illustre ces notions pour le cas d'un roulement. Le début de l'intervalle P-F net correspond à la première mesure qui confirme l'état de défaillance potentielle.

3.1.7 Diagnostic

Dans les activités liées à la maintenance prédictive intelligente, il est indispensable de réaliser un diagnostic sur la condition d'un équipement avant sa défaillance. Le terme diagnostic a pour racines les termes grecs (Dia : par et Gnosis : connaissance) [39] [40]. Le diagnostic de la condition d'un équipement requiert des connaissances approfondies sur les lois physiques et les conditions d'environnement qui conduisent les matériaux constitutifs des équipements à se dégrader. C'est la raison pour laquelle la maintenance prédictive fait appel aux compétences des experts et aux techniques de l'intelligence artificielle. Les détails des techniques utilisées feront l'objet de développements détaillés dans cet article. Il est important de ne pas confondre cette notion avec le diagnostic de pannes qui survient après la défaillance et qui correspond à la maintenance corrective.

3.1.8 Diagnostic de pannes

Dans la norme EN 13306, le diagnostic de pannes correspond à des actions menées pour la détection de la panne, sa localisation et l'identification des causes.

L'ancienne norme française NFX 60-10 le définit par l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

3.1.9 Pronostic

Le pronostic de l'instant probable de la défaillance constitue un pilier majeur pour la maintenance prédictive intelligente. Le mot pronostic repose sur deux termes grecs : Pro et Gnosis qui peuvent se traduire littéralement par la capacité d'acquérir des connaissances (Gnosis) sur des événements avant (Pro) qu'ils

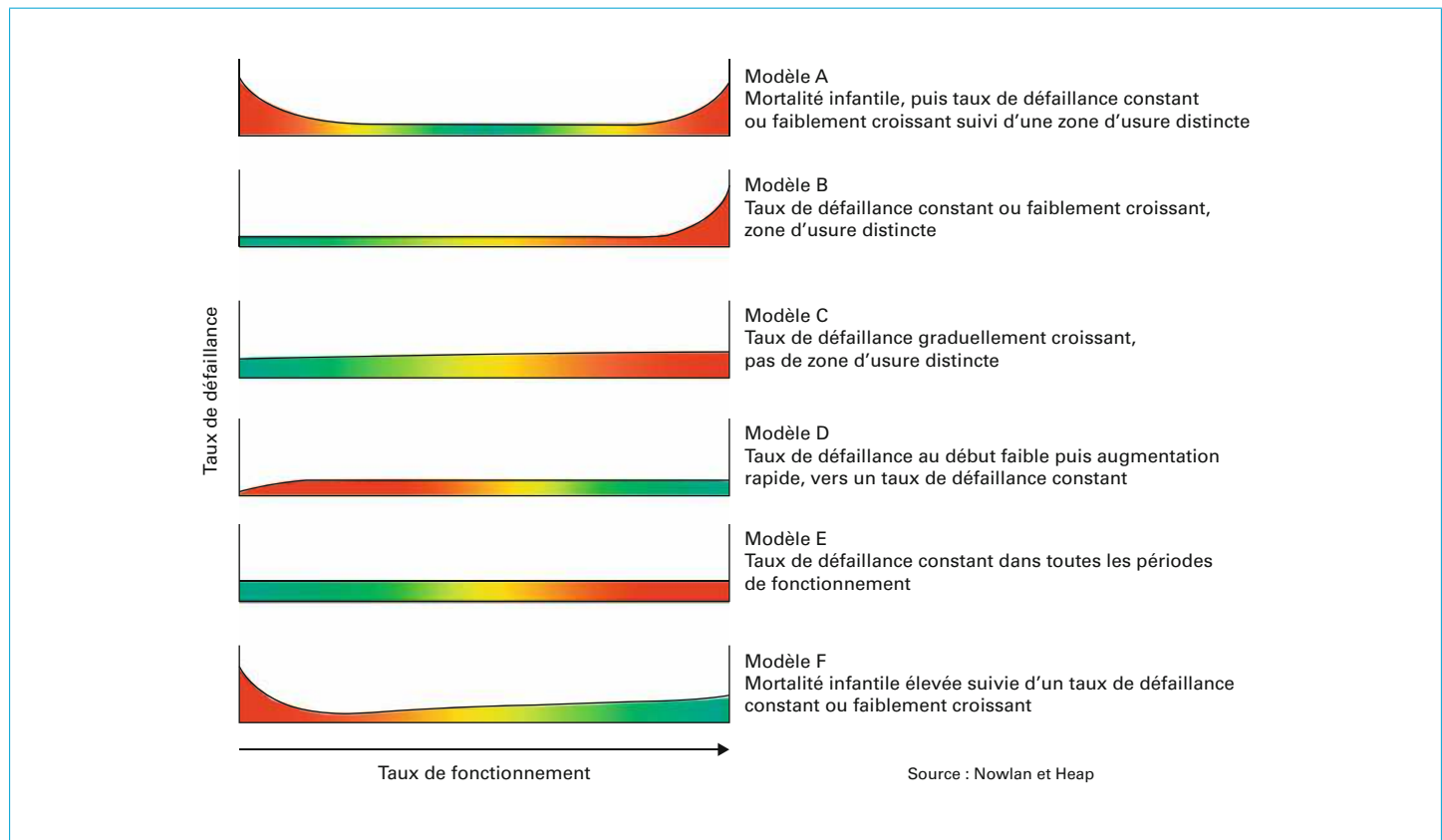


Figure 11 – Exemple de courbes de taux de défaillance

ne se produisent réellement. Actuellement, dans la littérature, il existe plusieurs dizaines de définitions qui diffèrent et évoluent souvent dans le temps. Ainsi, en 2004 la norme ISO 13381:-1 définissait le pronostic par : « L'estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance ». En 2015, sa révision la décrit comme : « l'analyse des symptômes des défauts dans l'intention de prédire l'état futur et la survie en fonction des paramètres de conception ». Elle utilise la terminologie de la norme ISO 13372:2012. Le résultat du pronostic est une estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque pour un ou plusieurs modes de défaillance

naissants. Il est impératif de noter que le résultat du pronostic est une variable aléatoire qui possède une loi de probabilité qui dépend des algorithmes utilisés pour réaliser la prédiction. Ainsi, deux notions fondamentales qui font l'objet d'un consensus ont été définies : le RUL (*Remaining Useful life*) traduit en français (DVUR) par durée de vie utile restante dans la norme ISO 16079 et l'ETTF (*estimated time to failure*) ou DEFAD en français (durée estimée de fonctionnement avant défaillance). Les définitions issues de la norme ISO 16079 sont développées ci-après.

DEFAD : durée estimée de fonctionnement avant défaillance.

ETTF : estimation du temps écoulé entre l'instant actuel et le moment où la machine surveillée présente une défaillance fonctionnelle.

DVUR : durée de vie utile restante (RUL).

Temps restant avant que l'état du système ne descende au-dessous d'un seuil défini par le niveau de confiance de la DEFAD et le risque acceptable. Le niveau de confiance est caractérisé par un chiffre (par exemple un pourcentage) indiquant le degré de certitude que le diagnostic/pronostic est correct.

En pratique, dans la majorité des cas les deux termes sont considérés comme étant identiques. Dans la suite de cet article, le terme RUL sera exclusivement utilisé.

La RUL, qui est obtenu par des méthodes d'estimation, est considérée comme une grandeur aléatoire X qui dépend de l'âge de l'équipement et de son état de fonctionnement. L'espérance mathématique de cette grandeur est le RU prédit à l'instant t_a et peut s'exprimer par :

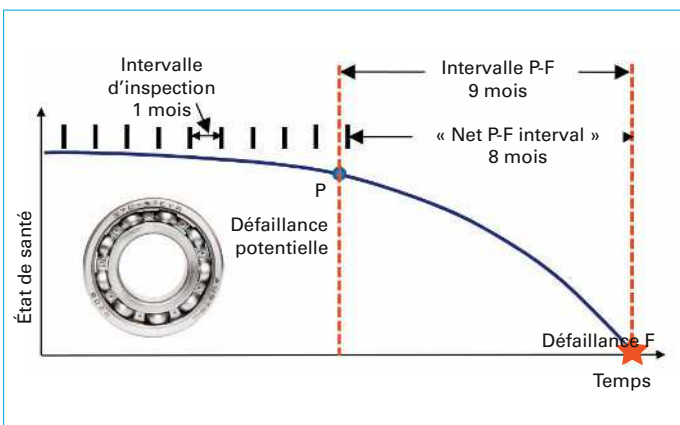


Figure 12 – Intervalle P-F et intervalle net P-F pour un roulement

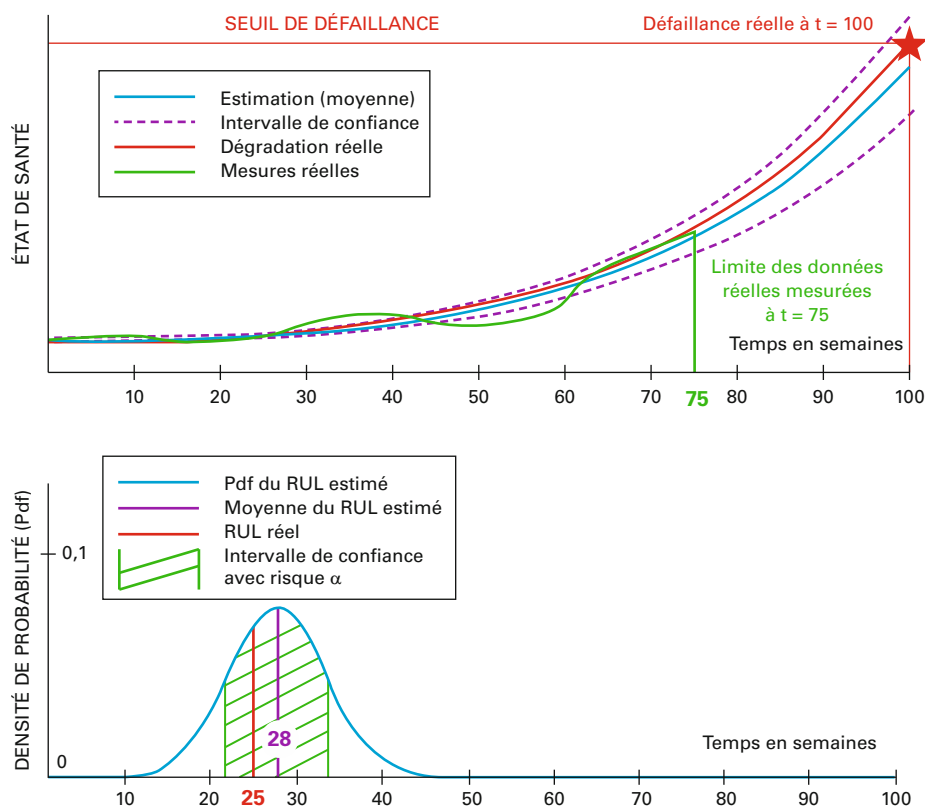


Figure 13 – Exemple d'estimation du RUL pour une dégradation exponentielle

$$RUL = E(X - t_a) | X \geq t_a = \frac{\int_{t_a}^{+\infty} \hat{R}(u) du}{\hat{R}(t_a)} \quad \text{où } \hat{R}(u) \text{ représente la loi de}$$

fiabilité estimée de la variable X à l'aide des données mesurées sur l'équipement.

La figure 13 représente un exemple de l'estimation du RUL dans le cas d'une courbe de dégradation de type exponentielle. La courbe en rouge indique la courbe de la dégradation réelle et la défaillance fonctionnelle F se produit à $t = 100$ semaines. La prédiction du RUL est réalisée en utilisant les données de surveillance collectées jusqu'à 75 semaines (courbe en vert). À l'aide d'une méthode d'estimation qui fera l'objet d'une description détaillée ultérieurement, on obtient la courbe d'estimation avec ses intervalles de confiance.

La courbe inférieure représente la loi de densité de probabilité de l'estimation (en bleu clair) ainsi que les intervalles de confiance choisis avec un risque α pour la prise de décision. On remarque que sur cet exemple la valeur vraie du RUL est bien située dans l'intervalle de confiance du RUL estimé à partir des données collectées jusqu'à 75 semaines. L'analyse de ces valeurs montre que l'estimation donne une valeur de 103 semaines pour une valeur vraie de 100 semaines.

La figure 14 représente les estimations du RUL à partir de 3 instants différents en utilisant des données mesurées ainsi que les courbes d'estimation des lois de densité de probabilité associées. On constate que lorsque la prédiction est proche de la défaillance,

l'estimation du RUL devient très fiable mais laisse peu de temps pour réagir.

La qualité de la prédiction est fondamentale pour s'assurer de la fiabilité du pronostic de défaillance et éviter d'agir trop tôt ou trop tard. Pour caractériser cette qualité, de nombreuses métriques ont été mises au point et varient suivant les auteurs. La norme ISO 13381-1 indique que le pronostic doit fournir un niveau de confiance associé à chaque RUL : « Un niveau de confiance est un chiffre (pourcentage) indiquant le degré de certitude que le diagnostic/pronostic est correct. Ce chiffre représente essentiellement l'effet cumulé des sources d'erreur sur la certitude finale ou la confiance dans l'exactitude du résultat ». L'exactitude, la précision et la pertinence temporelle font l'objet d'un consensus.

■ Exactitude

Cette métrique permet de mesurer si la valeur de l'estimation ponctuelle du temps de défaillance est proche du temps réel d'occurrence de la défaillance. La courbe d'exactitude est établie en utilisant les données correspondant à des défaillances identiques survenues sur un parc de matériels identiques et si ce nombre est réduit, l'exactitude de cette métrique sera peu fiable. La figure 15 donne son allure.

■ Précision

La précision est une mesure de l'étroitesse de l'intervalle dans lequel tombe la durée de vie restante (RUL) comme le montre la figure 15. Dans le cas (a) la dispersion est grande par rapport au cas (b).

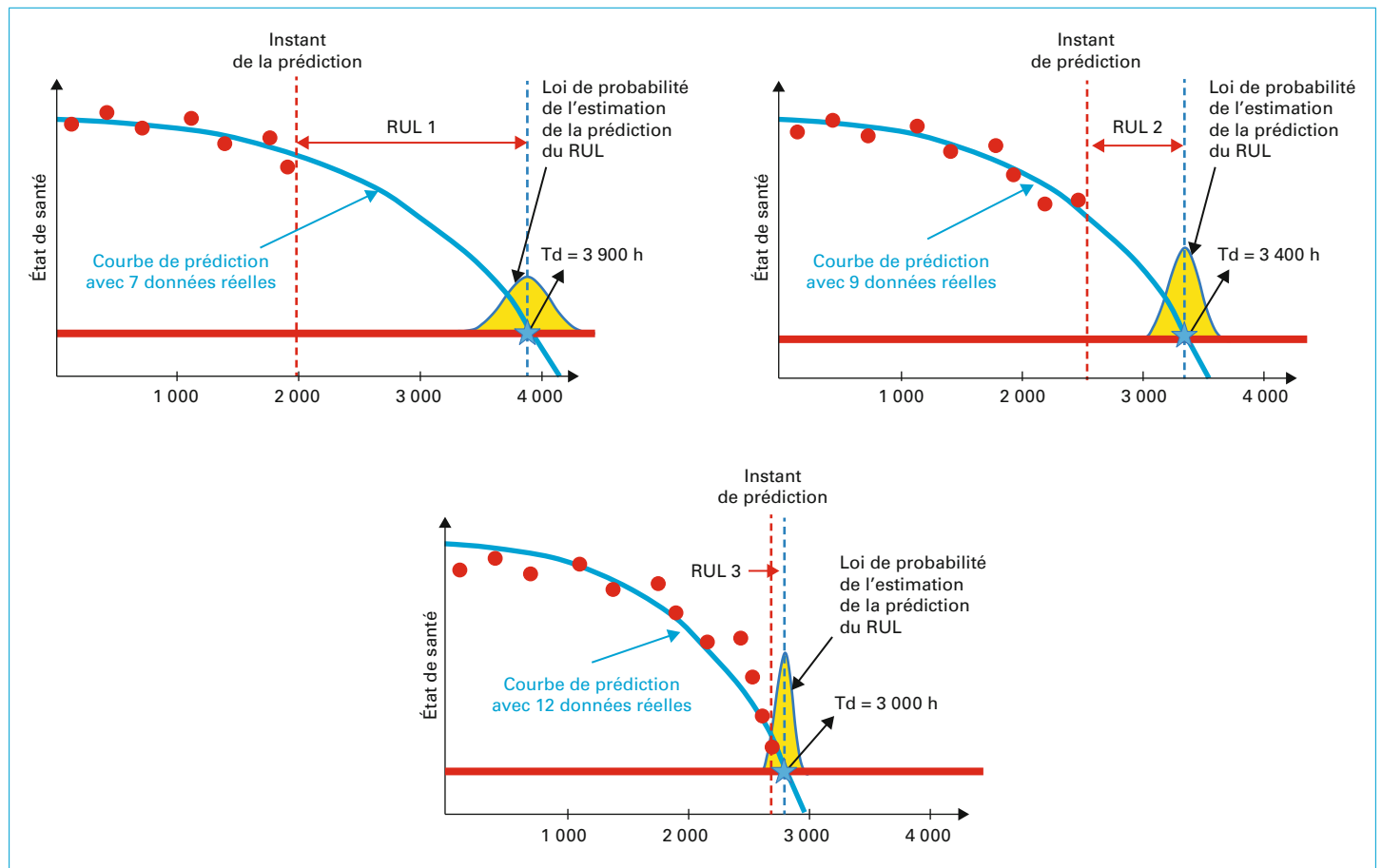


Figure 14 – Lois de probabilité du RUL pour trois instants de prédiction

■ Pertinence temporelle (ou *timeless* en anglais).

Cette métrique sert à déterminer si la loi de densité de probabilité de l'ETTF estimée (à partir d'une méthode particulière) permet de prédire de façon satisfaisante l'instant réel de la défaillance. La figure 15 indique les trois cas de figure. Cette métrique est capitale car elle est utilisée pour la prise de décision. Si la prédiction est trop précoce, l'équipement sera arrêté prématurément et par contre si la prédiction est trop tardive la défaillance va se produire avec les conséquences financières associées.

3.2 Évolution de la maintenance prédictive intelligente

Actuellement, le terme de maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 ne fait pas l'objet de normalisation. C'est la raison pour laquelle son interprétation varie suivant les secteurs industriels. Une des premières définitions a vu le jour dans le cadre du projet de recherche européen Cordis iMAIN (A Novel Decision Support System for Intelligent Maintenance) [41] sur la période 2012-2015 dans les industries de fromagerie. Dans le cadre de ce projet, des études concernent le développement d'une maintenance prédictive intelligente pour les équipements de production. Dans ce projet, la maintenance prédictive intelligente consiste à utiliser des systèmes informatiques embarqués, des méthodes d'intelligence artificielle et un système cloud d'e-maintenance (entretien en ligne) pour collecter les

données via de nouvelles pratiques de fiabilité et de maintenance.

L'approche utilisée concerne le développement de la maintenance prédictive pour un ensemble de presses à former identiques exploitées dans plusieurs usines de fabrication.

Grâce aux moyens de communications avancées, les informations sur les paramètres des presses à former sont partagées entre le constructeur et les exploitants et stockées dans le cloud. Ensuite, ces données sont exploitées par des experts utilisant des outils avancés fondés sur l'intelligence artificielle. Les résultats de ces analyses sont ensuite communiqués aux opérateurs des presses pour initier les actions appropriées. En 2016, WANG [42] a développé une architecture générale appelée « Intelligent Predictive Maintenance (IPdM) system – Industry 4.0 scenario ». Son objectif est de préconiser une solution de maintenance prédictive intelligente qui ouvre de nouvelles possibilités innovantes pour les entreprises. L'architecture du système IPdM est représentée sur la figure 16.

Le système IPdM repose sur les techniques et technologies développées dans le cadre de l'industrie 4.0, telles que les CPS, IoT, IoS, les techniques de raisonnement basé sur l'intelligence artificielle (réseaux de neurones, logique floue...), le data mining, la « Swarm Intelligence », ou intelligence distribuée qui repose sur la coordination entre un nombre élevé d'intelligences individuelles. Dans cette architecture, les données générées par les CPS (systèmes cyberphysiques) sont transmises au module IoT (Internet des Objets). Les modules principaux de l'IPdM préconisés par

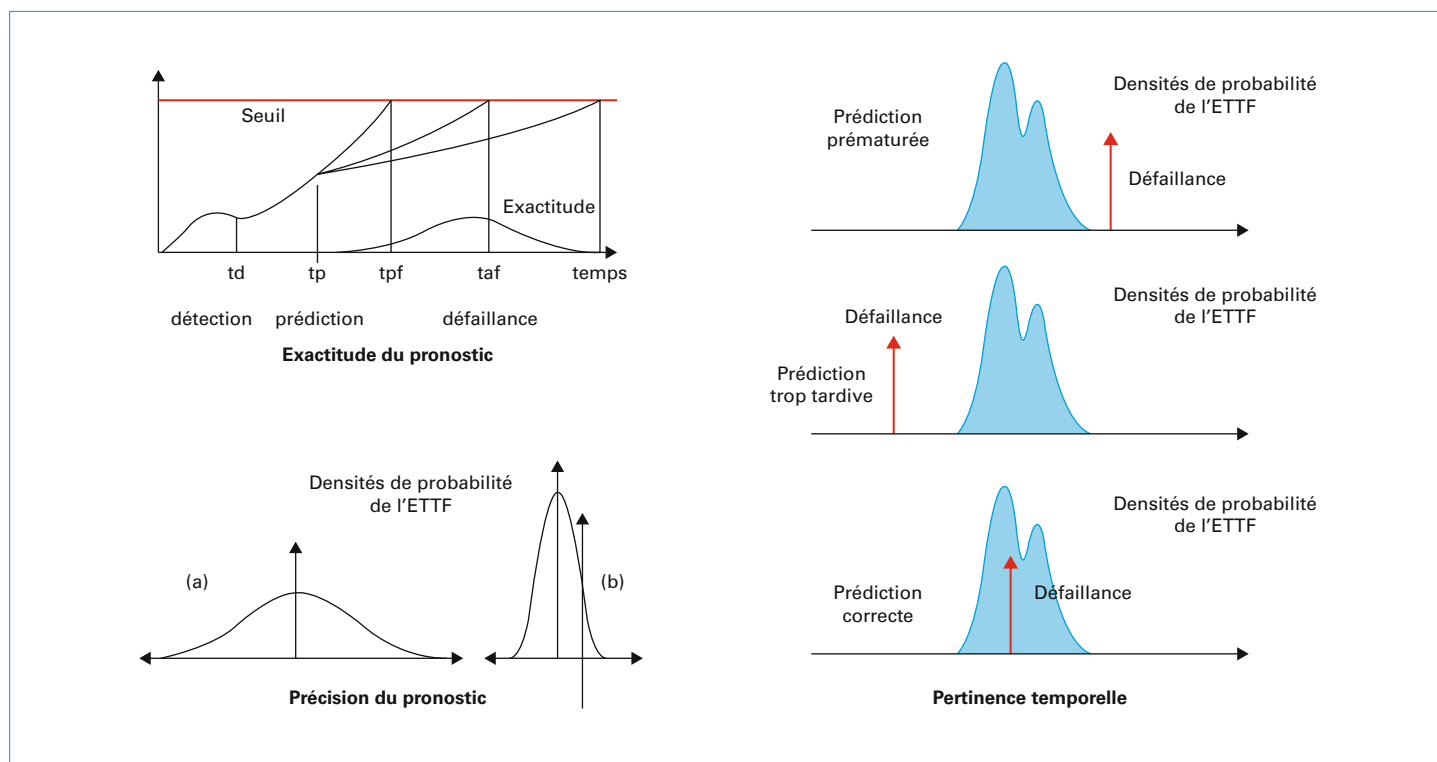


Figure 15 – Exemples de métriques utilisées en pronostic

WANG comprennent plusieurs modules faisant appel aux techniques précédemment décrites :

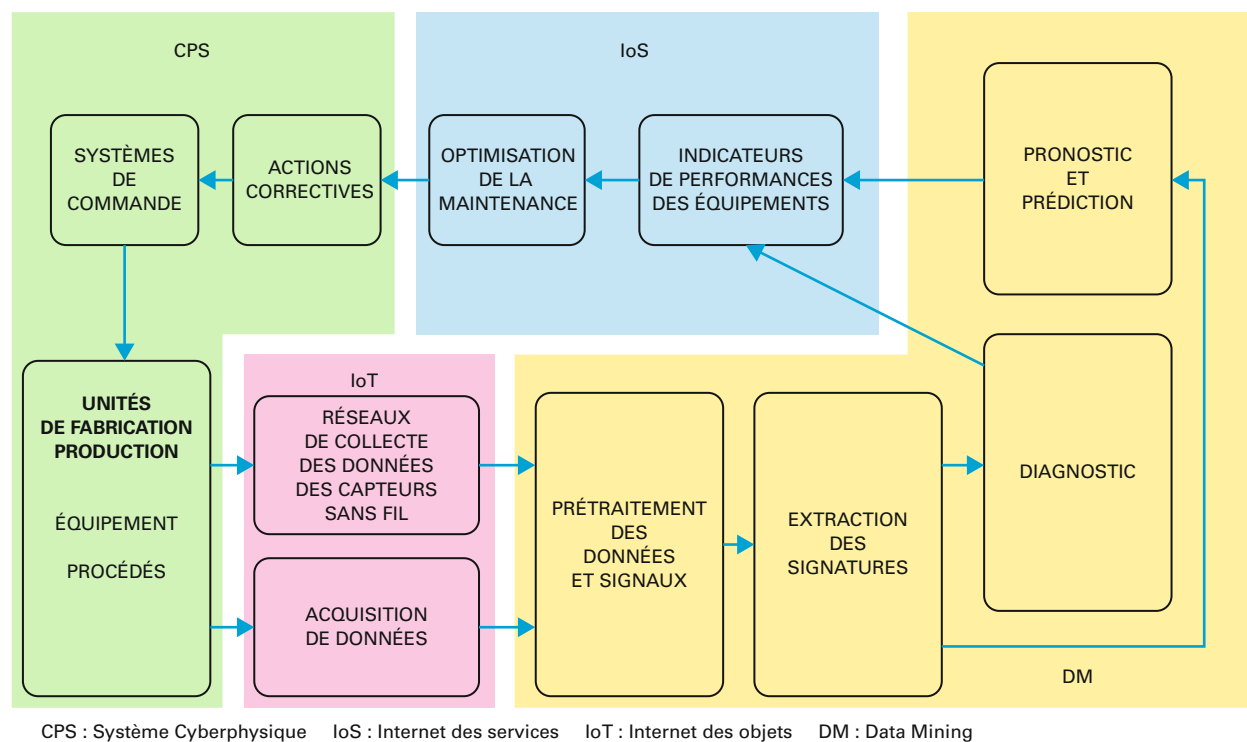
- le prétraitement des données et signaux ;
- l'extraction des signatures ;
- le diagnostic ;
- le pronostic et la prédiction ;
- le calcul des indicateurs de performance destinée à la prise de décision ;
- la prise de décision pour décider les actions à entreprendre ;
- la définition des actions correctives à mettre en œuvre et leur planification.

Une des particularités de cette approche est d'optimiser les tâches de maintenance en fonction de la prédiction du temps d'occurrence de la défaillance. Les programmes d'optimisation de la maintenance prennent en compte les aspects économiques en minimisant la prise de risque sur les plans économiques et techniques. Le risque correspond à ne pas réaliser la maintenance et ne pas évaluer les conséquences économiques de la défaillance. Compte tenu des enjeux stratégiques des secteurs industriels de plus en plus prégnants concernant la maintenance prédictive intelligente de l'industrie 4.0, les offres des sociétés de service et de concepteurs de logiciels se multiplient au niveau mondial. Les principaux acteurs se situent aux États-Unis, en Europe et en Chine et proposent leur propre définition de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 sous l'appellation « Smart predictive maintenance (SPdM) ». Ainsi, à titre d'exemple, la société de services Deloitte aux États-Unis définit la maintenance prédictive intelligente par : « La surveillance et analyse en temps réel d'un réseau d'équipements répartis, permettant de prédire et de notifier les défaillances potentielles, d'informer sur la planification de la maintenance et des pièces de rechange et d'automatiser certaines tâches de maintenance ». Dans leur approche, la SPdM surveille un réseau d'équipements connectés par l'Internet des objets (IoT) dans le but de collecter un ensemble de données. Ainsi, en combinant les données du réseau, collectées sur les différents équipements, les personnels

de maintenance travaillant sur des sites différents peuvent trouver des similitudes entre les défaillances des machines. De plus, à l'aide d'une plateforme d'apprentissage automatique utilisant les techniques d'intelligence artificielle, il est possible de réaliser la prédiction des défaillances et d'améliorer les algorithmes de prédiction en fonction du retour d'expérience. Cette approche SPdM inclut également l'automatisation de certaines tâches de maintenance, et assure le lien avec les logiciels de GMAO et la gestion des pièces détachées. Cet exemple est représentatif des solutions proposées par les concepteurs de plateformes IIoT qui incluent des modules de maintenance prédictive intelligente. Elles utilisent tout ou partie des éléments représentés sur la figure 17. Ces offres feront l'objet d'une description détaillée au point 6.

3.3 Liens avec la CBM et la PHM

Dans les entreprises, les concepts traditionnels de maintenance corrective et préventive ont depuis plusieurs décennies évolué pour réagir de façon plus efficace aux phénomènes de défaillance. Les industriels les ont pris en compte et intègrent les progrès réalisés dans les technologies et les méthodes de la sûreté de fonctionnement pour devenir de plus en plus performants. C'est ainsi que les concepts de CBM (Condition Based Monitoring) et de PHM (Prognostics and Health Management) ont vu le jour. Actuellement le terme PHM ne fait l'objet d'aucune définition normative et son interprétation varie suivant les auteurs et les secteurs d'applications. Ces deux termes ne possèdent pas de traductions françaises reconnues et par conséquent CBM et PHM seront utilisés dans cet article. Pour promouvoir le PHM, The Prognostics and Health Management Society (PHM Society), société à but non lucratif a été créée en 2009 aux États-Unis et organise depuis cette date un congrès annuel international. La 9^e conférence a été organisée à Paris en 2019. Actuellement plusieurs milliers de publications et de nombreux ouvrages sont disponibles. Ils présentent



Sources WANG

Figure 16 – Architecture du projet IPdM

dans la grande majorité des cas des exemples d'applications expérimentales réalisées par des centres universitaires de recherche pour valider un ou plusieurs outils. Le lecteur souhaitant approfondir trouvera des informations détaillées par exemple dans [MT9570v1] [44] [46] [46]. Contrairement aux stratégies de maintenance classiques basées sur les activités de maintenance préventive et corrective, la CBM / PHM fournit une estimation et une prévision de la durée de vie utile restante (RUL) de l'équipement pour mettre en œuvre les activités de maintenance. Comme indiqué sur cette figure 18, la CBM comprend : l'acquisition de données, le traitement de données, la détection et l'isolement du défaut et le diagnostic. La CBM fait référence à un système de surveillance capable de diagnostiquer l'état des équipements afin de déterminer les types de dégradation ou de panne et leur gravité dans des conditions normales de fonctionnement. Le PHM comprend le pronostic, l'estimation de la durée de vie utile restante et le processus de prise de décision pour la mise en œuvre de la maintenance prédictive et de la logistique associée. Les méthodes de diagnostic et de pronostic reposent sur l'utilisation de différents modèles : modèles basés sur les données (data-driven), sur les modèles physiques (model-driven), sur les résultats d'essais de fiabilité (historical-driven) et sur des modèles mixtes de fusion (hybrid models). Ces modèles, également utilisés par la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0, seront précisés ultérieurement dans la section 4. En dépit du volume impressionnant de publications sur ce concept, ses applications par les entreprises industrielles sont objectivement très restreintes. Ce constat peut s'expliquer historiquement par le fait que les composantes de l'industrie digitale n'ont pas été ou très peu intégrées dans cette démarche mais on constate que cette situation évolue. Comme cela sera souligné ultérieurement dans cet article, la

maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 est devenue une réalité dans l'industrie grâce aux outils de la CBM/PHM intégrés dans les plateformes IoT des grandes sociétés de service (IBM, Microsoft, Amazon, Siemens, Huawei...) avec leurs modules spécialisés en maintenance prédictive.

4. Méthodes et outils de la maintenance prédictive intelligente

Le développement de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 nécessite d'une part de mettre en œuvre des méthodes et des outils permettant de prédire et d'estimer de façon très fiable l'instant de la défaillance et d'autre part de sélectionner la stratégie de maintenance la plus adaptée aux objectifs technico-économiques des entreprises.

4.1 Panorama des méthodes d'estimation du RUL

Des centaines de méthodes ont été développées pour estimer le RUL et ont fait l'objet de très nombreuses publications [44] [45] [46]. Une classification est proposée sur la figure 19 sachant qu'il existe dans la littérature d'autres méthodes de classification. Ces méthodes feront l'objet de descriptions succinctes dans cette

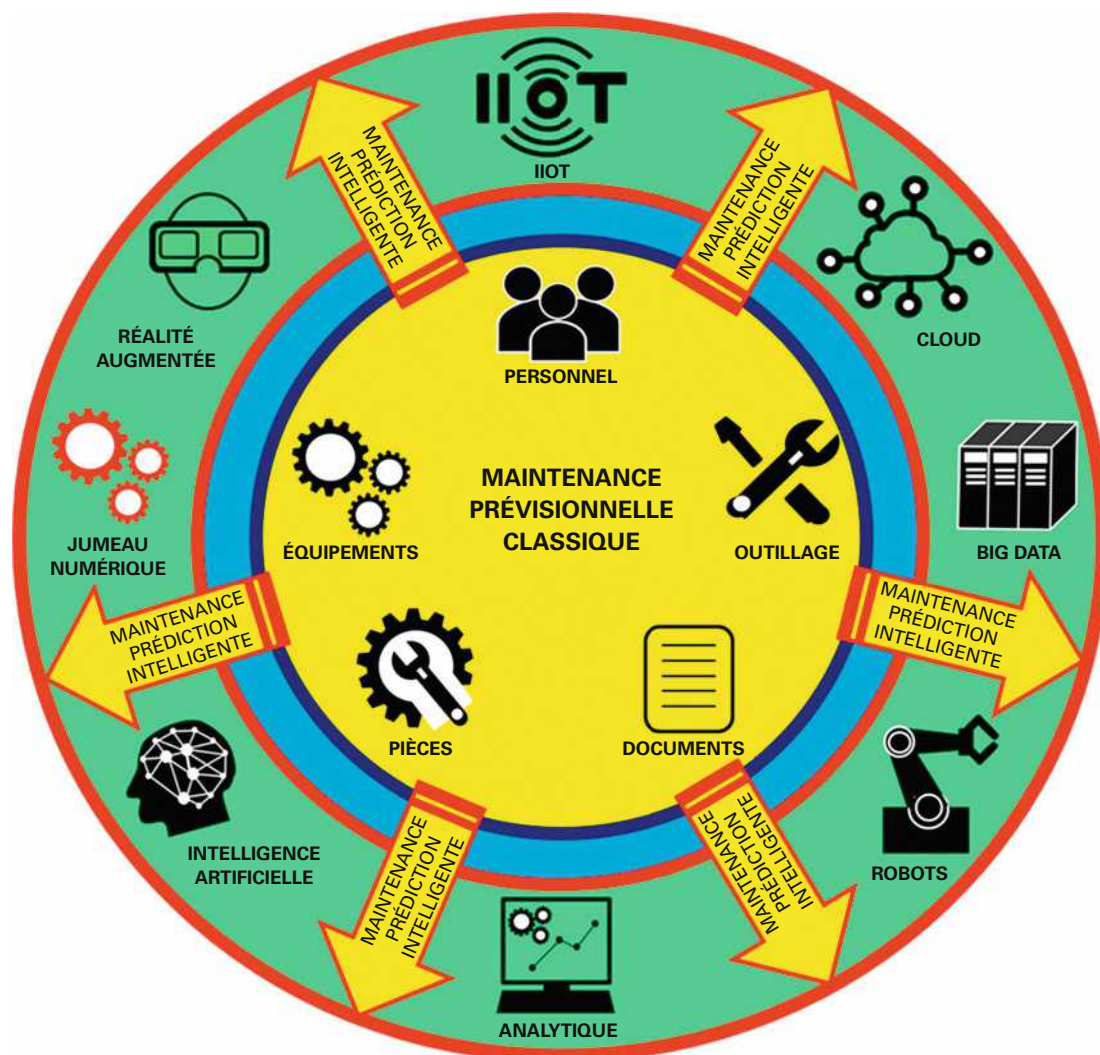


Figure 17 – Les composants de la maintenance prédictive intelligente

section qui couvrira les méthodes basées sur les lois physiques (*model-driven*), l'exploitation des données (*data-driven*), les expérimentations et les méthodes hybrides.

4.1.1 Modèles fondés sur les lois physiques

Cette approche est utilisable dans le cas où des modèles théoriques précis peuvent être déduits des lois fondamentales régissant les phénomènes physiques relatifs aux comportements au cours du temps des paramètres, des dommages liés à la fatigue ou de la connaissance a priori des taux de défaillances

Les filtres de Kalman ou à particules sont des outils particulièrement adaptés [47]. Ainsi le filtre de Kalman construit à partir des équations physiques régissant l'équipement permet une estimation et une prédiction de son comportement. La figure 20 représente cette procédure de prédiction avec un filtre de Kalman.

4.1.2 Modèles fondés sur les données

Les modèles basés sur les données (*data-driven*) sont majoritairement utilisés pour prédire le RUL lorsque les données relatives au comportement des équipements et mesurées par des capteurs sont disponibles [48].

Celles-ci cherchent à extraire à partir d'un historique de données de surveillance des modèles des évolutions du fonctionnement du système allant jusqu'à sa dégradation, puis à sa défaillance. Elles utilisent des modèles probabilistes et stochastiques et les méthodes de l'intelligence artificielle.

4.1.2.1 Méthodes probabilistes et stochastiques

La figure 21 représente les structures de quatre outils particulièrement utilisés : les réseaux bayésiens dynamiques, les machines à vecteur de support, les graphes de Markov cachés et les arbres de classification et de décision. Le lecteur trouvera les détails

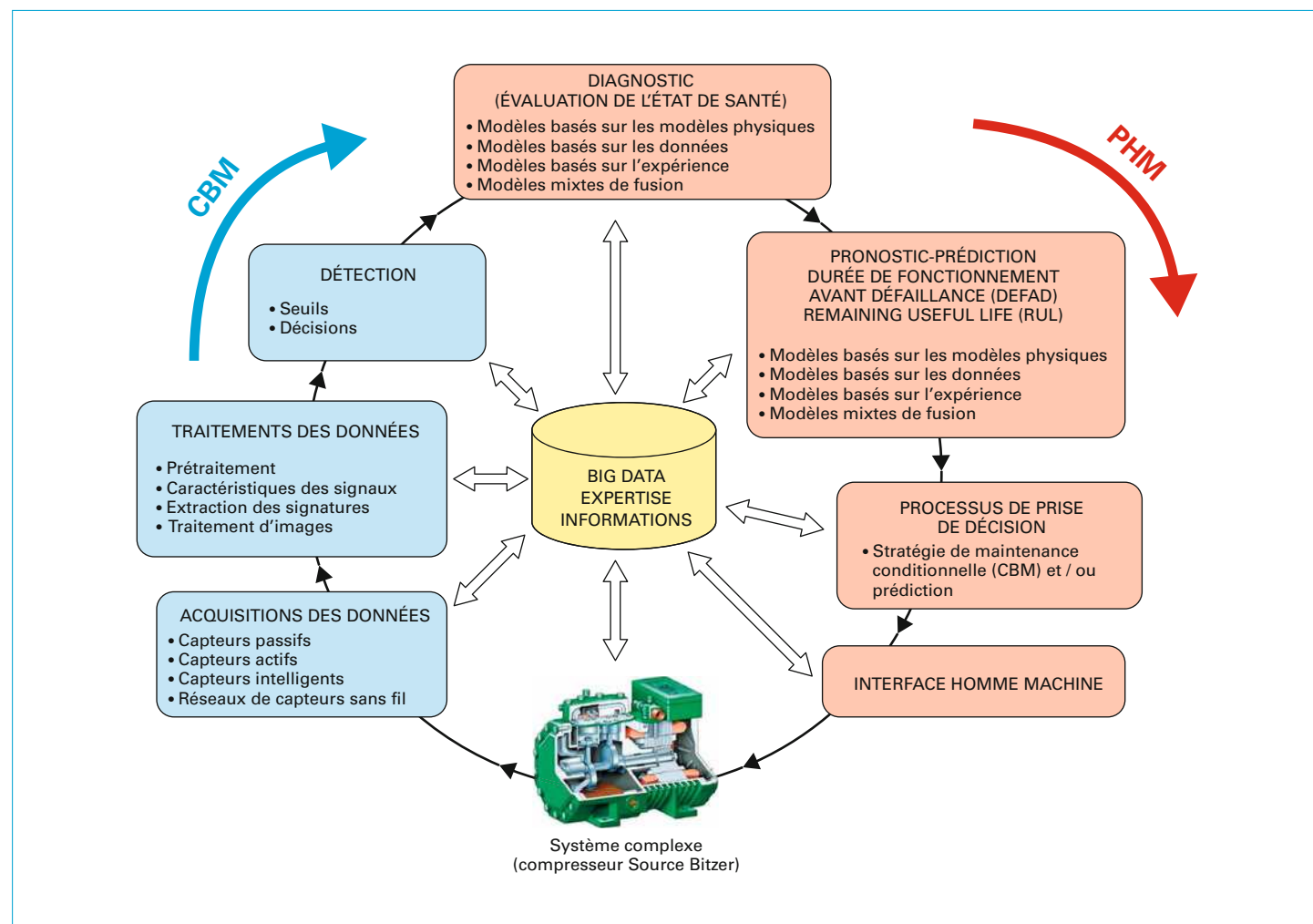


Figure 18 – Les composants de l'approche CBM/PHM

complets sur ces outils dans les références données dans ce paragraphe.

■ Réseaux bayésiens dynamiques

Les réseaux bayésiens dynamiques figurent parmi les modèles d'analyse statistiques et stochastiques. Ces réseaux sont utilisés pour le pronostic pour représenter l'évolution de variables aléatoires en fonction des pas de temps. Ils permettent de modéliser des distributions de probabilité des variables aléatoires représentant les variables d'entrée, les états cachés et les sorties d'un modèle d'état [49].

■ Modèles de Markov cachés

Un modèle de Markov caché [50] est basé sur un modèle de Markov. Dans ce modèle, les états sont cachés et il n'y a pas de possibilité d'observer directement la séquence d'états. Chaque état émet des « observations » qui, elles, sont observables. On ne travaille donc pas sur la séquence d'états, mais sur la séquence d'observations générées par les états. Le pronostic du RUL est réalisé sur les états observables. La figure 21 représente le graphe pour un système avec 5 états observables.

■ Machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support (en anglais support vector machine, SVM) représentent un ensemble de techniques d'appren-

tissage supervisé utilisées pour l'analyse et la reconnaissance des formes et destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression [51]. Les SVM sont une généralisation des classificateurs linéaires. Les SVM réalisent des tâches de classification en construisant des hyperplans dans un espace multidimensionnel qui sépare les classes de différentes étiquettes. Les techniques SVM recherchent l'hyperplan avec la marge la plus grande. Comme le montre la figure 21, la qualité de la classification entre les deux populations dépend de la largeur de la marge de discrimination. Ces techniques sont utilisées en data mining pour séparer des ensembles de données nécessaires pour le diagnostic et le pronostic.

■ Arbres de classification et de décision

Les arbres de classification et de décision représentent une technique simple de classification [52]. Cette méthode suppose que les défauts que l'on cherche à identifier sont connus et correspond ainsi à une méthode d'apprentissage supervisée. À partir d'une signature relevée sur un équipement, une série de questions est alors posée pour identifier le défaut. À chaque réponse, une question complémentaire est posée jusqu'à ce qu'une conclusion concernant le défaut concerné soit obtenue. La figure 21 montre un exemple d'arbre de décision pour le diagnostic du défaut à partir du symptôme. Dans l'arbre de décision, les nœuds racine et internes contiennent des conditions de test d'attribut permettant de séparer les défauts présentant des caractéristiques différentes.

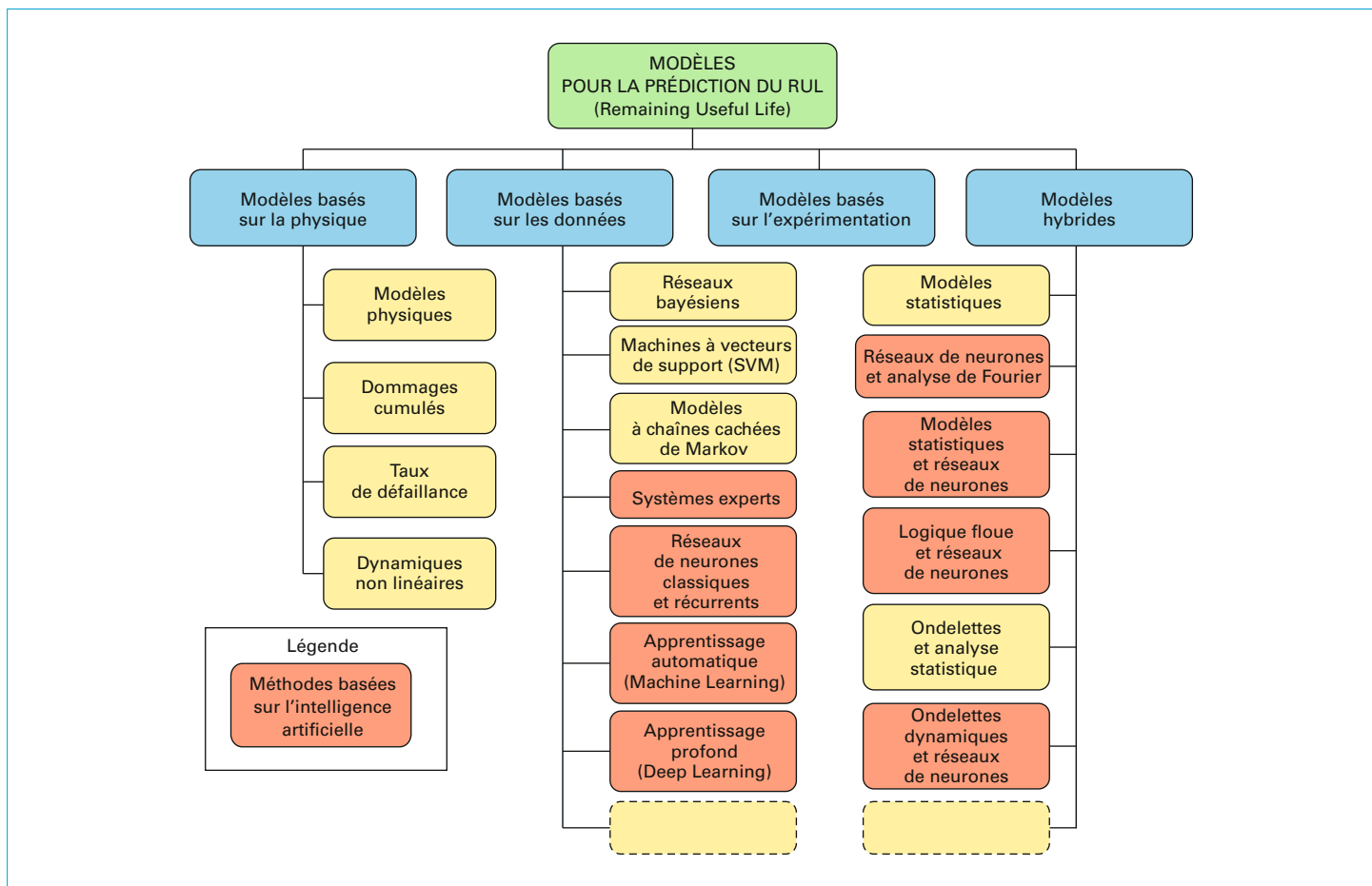


Figure 19 – Classification des méthodes d'estimation du RUL

4.1.2.2 Méthodes fondées sur l'intelligence artificielle

Comme cela a été mentionné au point 2.3.2.19, les outils basés sur l'intelligence artificielle se sont multipliés depuis les dernières décennies. Parmi les outils et méthodes les plus appropriés pour la maintenance prédictive intelligente figurent les systèmes experts,

les réseaux de neurones, les machines à apprentissage (machine learning) et l'apprentissage profond (deep learning).

■ Systèmes experts

Les systèmes experts sont des programmes informatiques spécialisés qui restituent les connaissances d'un groupe d'experts qui

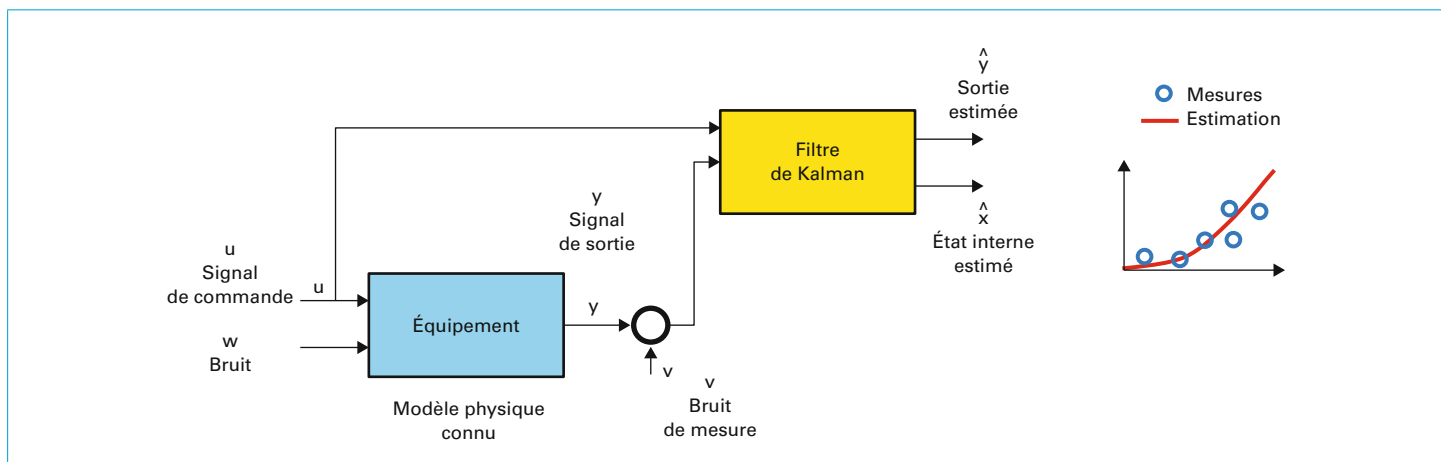


Figure 20 – Pronostic avec le filtre de Kalman

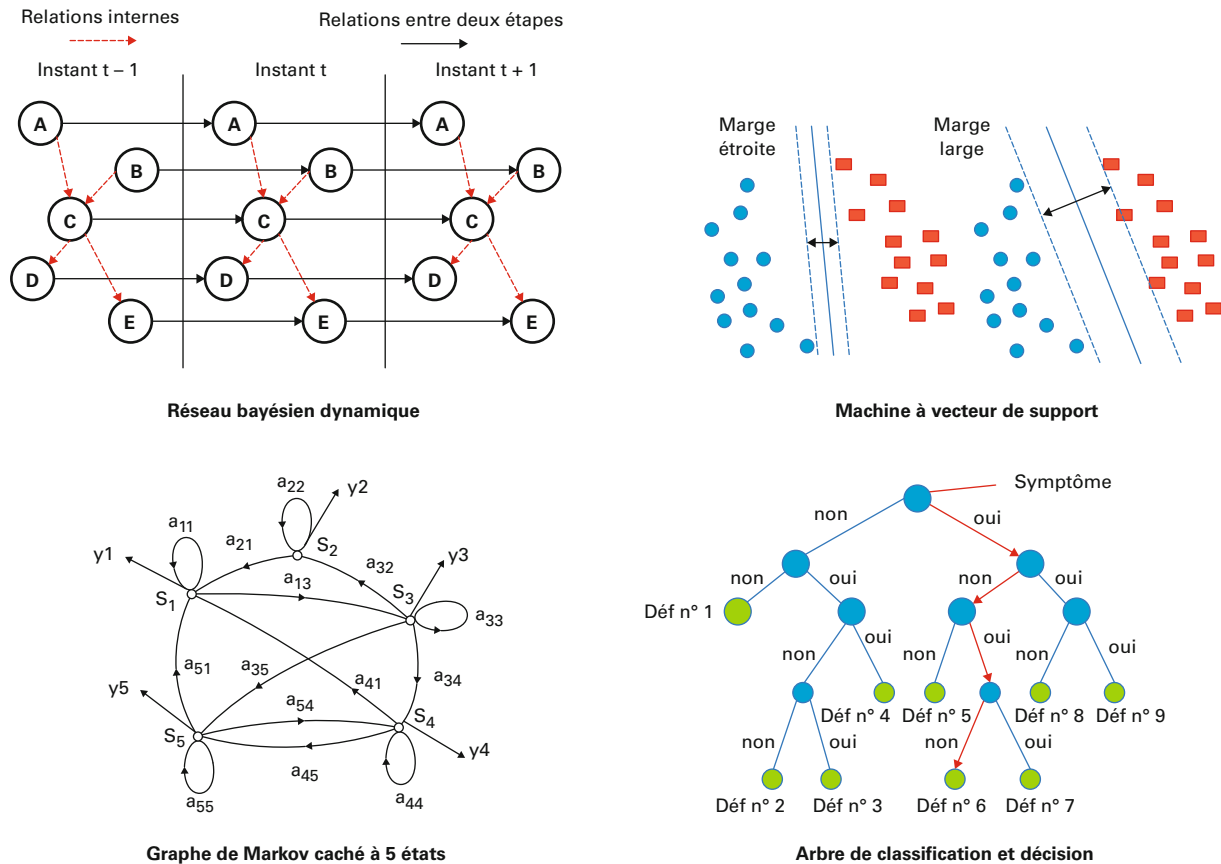


Figure 21 – Exemples de méthodes probabilistes et stochastiques

connaissent parfaitement tous les modes de comportements des équipements [39]. Ces expertises sont stockées dans des bases de connaissances. Ensuite, à partir d'une interface utilisateur, un non-expert peut rentrer les symptômes qu'il observe et le système expert lui restituera la réponse des experts grâce à un moteur d'inférence. La connaissance des experts est très souvent formulée à base de règles : Si... Alors. Ces outils sont très utiles en diagnostic et en prédiction pour de systèmes complexes difficiles à modéliser.

■ Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est constitué d'un ensemble de neurones interconnectés, chacun ayant des entrées et des sorties numériques [53]. Le comportement d'un neurone artificiel dépend de la somme pondérée de ses valeurs d'entrée et d'une fonction de transfert. Un réseau de neurones artificiels comporte une couche d'entrée (les données), une couche de sortie (les résultats), et peut comporter une ou plusieurs couches intermédiaires (appelées couches cachées), avec ou sans boucles comme représenté sur la figure 22. Les différents réseaux de neurones actuellement utilisés sont basés sur l'apprentissage supervisé ou non supervisé.

Le principe de fonctionnement en apprentissage supervisé consiste, dans une première phase, à présenter en entrée les valeurs correspondant à de nombreux exemples, et en sortie les valeurs respectives des résultats souhaités. En apprentissage non supervisé, on présente les données et le réseau va s'auto-organiser

pour définir lui-même ses sorties. Les réseaux neuronaux récurrents (RNR) ou *recurrent neural networks-RNN* en anglais permettent de traiter des données séquentielles telles que des échantillons de signaux issus des capteurs [54]. À l'instant t , ils calculent leur sortie en fonction de l'entrée présentée au temps t mais aussi de l'état de la couche cachée au temps précédent. Ainsi, ils font évoluer un état interne qui fait office de mémoire à court terme – *short-term memory* – et qui permet de prendre en compte les dépendances temporelles que manifestent les entrées. Suite au constat que les réseaux de neurones RNN perdaient leur capacité de mémorisation, une nouvelle génération de neurones a été mise au point : les réseaux LSTM (*Long Short Term Memory*). Les réseaux LSTM sont un type de RNN qui utilise des unités spéciales en plus des unités standards. Les unités LSTM incluent une « cellule de mémoire » capable de conserver les informations en mémoire pendant de longues périodes. Un ensemble de portes est utilisé pour contrôler le moment où une information entre dans la mémoire, quand elle est sortie et quand elle est oubliée. Cette architecture leur permet d'apprendre des dépendances à plus long terme. Ces réseaux LSTM sont les outils privilégiés pour des applications en maintenance prédictive.

Lorsque les données à interpréter dans le cadre de la maintenance prédictive se présentent sous la forme d'images (thermographie infrarouge, imagerie X ou ultrasonore,...), les réseaux neuronaux à convolution (RNC) sont les plus appropriés. Appelés aussi réseaux de neurones profonds convolutifs (*convolutional deep neural networks* ou CNN), ils sont inspirés des processus

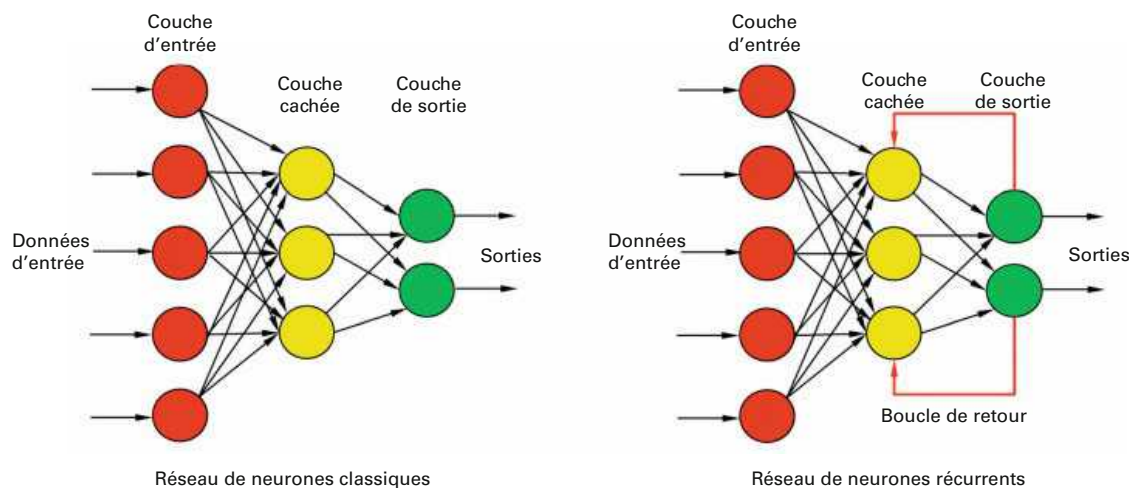


Figure 22 – Exemples de réseaux de neurones

biologiques du cortex visuel des animaux [55]. Un réseau à convolution se compose d'une ou plusieurs étapes de convolution (filtrage, pooling ou réduction des données) suivi d'une classification. Lors de la phase d'entraînement d'un modèle, en fonction de chaque image entrant dans le réseau et du résultat produit par l'étape de classification, le taux d'erreur est calculé. Sa valeur est utilisée pour mettre à jour les paramètres du réseau afin de l'optimiser.

■ Apprentissage automatique (*machine learning*)

Avec la montée en puissance des capacités des ordinateurs, les notions d'apprentissage automatique (*machine learning*) et d'apprentissage profond (*deep learning*) ont vu le jour. L'apprentissage automatique (en anglais *machine learning*), est basé sur des approches statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre à partir de données, pour résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune [56] [57]. Plus largement, cela concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de telles méthodes. Les performances des techniques d'apprentissage font l'objet de nouveaux développements depuis deux décennies en bénéficiant de l'apport des données massives du big data. Il utilise les techniques d'apprentissage supervisé et non supervisé. Les principaux outils mis en œuvre sont : les réseaux de neurones artificiels, les arbres de décision, les réseaux bayésiens, les machines à vecteurs de support, l'analyse discriminante linéaire, les algorithmes génétiques, etc.

■ Apprentissage profond (*deep learning*)

L'apprentissage profond ou *deep learning* regroupe des méthodes plus récentes d'apprentissage automatique dont elles sont une sous-catégorie. Depuis moins d'une décennie, sa diffusion a été favorisée par l'émergence des données massives du big data et l'accélération marquée de la vitesse de calcul des processeurs. L'apprentissage profond suivant Le Cun [58] est fondé sur des architectures de traitement qui apprennent les différentes interprétations des données avec plusieurs niveaux d'abstraction. Ces méthodes qui utilisent principalement des réseaux de neurones, ont pour spécificité d'utiliser des modèles de données issus d'architectures organisées en différentes couches d'unités de traitement non linéaire, qui sont autant de niveaux d'abstraction des données. La façon de rétropropager l'erreur au sein de plusieurs

couches cachées du réseau permet des représentations de plus haut niveau et une capacité à traiter des données plus complexes.

En parallèle le *data mining* (« forage des données ») couvre l'ensemble des outils et méthodes qui permettent d'extraire des connaissances à partir de grandes bases de données pour rechercher les données pertinentes pour la résolution d'un problème donné. La figure 23 représente les relations entre ces différents outils.

4.1.3 Méthodes fondées sur l'expérimentation

Ces méthodes reposent sur des tests et des essais physiques pour améliorer la compréhension de la durée de vie des équipements. Elles nécessitent l'utilisation de bancs d'essais et de tests physiques. Elles mettent en œuvre des modèles probabilistes des mécanismes de dégradation en considérant les données et les connaissances acquises pendant les expérimentations.

4.1.4 Méthodes hybrides

Les modèles hybrides correspondent à la mise en œuvre d'une combinaison de plusieurs techniques élémentaires utilisées pour le pronostic du RUL. Les objectifs ont pour but d'obtenir des résultats plus performants.

4.1.4.1 Modèles statistiques

Il existe un très grand nombre de méthodes statistiques permettant de prédire le RUL en utilisant les données collectées sur les équipements industriels [59]. De nombreuses expérimentations utilisent les modèles auto-régressifs : les modèles ARMA (modèles auto-régressifs à moyenne mobile), ARIMA (modèles à moyenne mobile auto-régressifs intégrée) et ARMAX (modèles auto-régressifs à moyenne mobile à entrées exogènes). Ces méthodes de référence dans la modélisation des séries utilisent les données sur les paramètres des systèmes. Les modèles régressifs ne nécessitent pas un historique de dégradation et doivent être évalués de manière réursive.

4.1.4.2 Transformée de Fourier et réseaux de neurones

Utilisés dans le domaine vibratoire, ces modèles sont basés sur la transformée de Fourier pour traiter les données. Les résultats

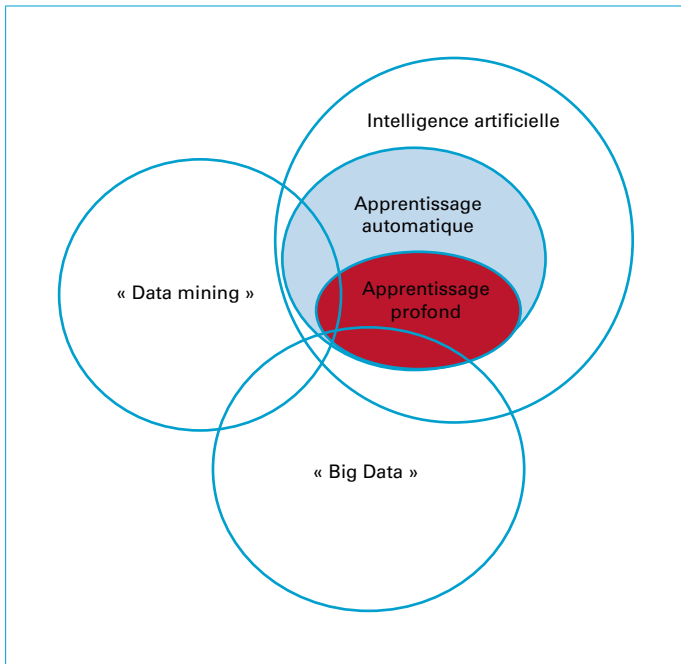


Figure 23 – Relations entre les différents outils

de ces traitements seront utilisés ensuite par les réseaux de neurones.

4.1.4.3 Modèles statistiques et réseaux de neurones

Ces modèles mettent en œuvre des réseaux de neurones alimentés par les résultats des modèles statistiques traitant les données.

4.1.4.4 Logique floue et réseaux de neurones

Ces modèles utilisent un traitement des données mesurées ou estimées à base de logique floue. Suite à ce traitement, les variables prennent des valeurs floues caractérisées par des grandeurs quantitatives. Les données floues sont ensuite exploitées par des réseaux de neurones.

4.1.4.5 Analyse par la transformée en ondelettes et modèles statistiques

Les données sont traitées à l'aide de la transformée en ondelettes pour extraire les caractéristiques liées aux conditions de l'équipement. Ces caractéristiques font ensuite l'objet de traitements statistiques.

4.1.4.6 Ondelettes dynamiques et réseaux de neurones

Les réseaux de neurones avec ondelettes dynamiques utilisent dans la structure des couches cachées du réseau des ondelettes. Ils sont adaptés aux systèmes ayant des comportements non linéaires.

4.2 Sélection des stratégies de maintenance

La sélection des stratégies de maintenance [MT9050v1] représente la dernière étape dans le contexte de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0. Dans la majorité des cas, le but de toutes les approches de maintenance est d'effectuer la maintenance de manière à maximiser la durée de vie restante (RUL), en

évitant les défaillances et en trouvant la combinaison optimale de maintenance programmée et non programmée qui minimise le coût du cycle de vie. Le processus de prise de décision doit prendre en compte deux situations distinctes : celle d'un équipement unique du système ou celle d'un parc d'équipements identiques. La maintenance au niveau d'un équipement unique implique de réaliser des actions en fonction d'un intervalle défini, d'une condition ou d'un pronostic. En plus des actions de maintenance proprement dites (remplacement de composants, lubrification, réglages, etc.), elles peuvent consister également à modifier le système (reconfiguration adaptative, redondance, par exemple), changer la mission (par exemple, réduire la vitesse), ou à modifier les régimes de fonctionnement. La plupart de ces alternatives ont pour objectifs d'éviter les conséquences coûteuses ou catastrophiques de la défaillance. La maintenance au niveau d'un parc d'équipement d'une entreprise implique de prendre des mesures en fonction d'intervalles prédéfinis, de conditions ou de pronostics pour optimiser la gestion de l'entreprise. Dans ce cas, les actions tendent à être des éléments de planification stratégique à long terme pour la maintenance (optimisation de la logistique, politique des pièces de rechange). L'optimisation de la maintenance est un processus qui tente de trouver le meilleur équilibre entre les exigences de maintenance (contractuelles, économiques, techniques, etc.) et les ressources utilisées pour mener à bien le programme de maintenance (pièces de rechange, consommables, équipements, installations, etc.). Lorsque l'optimisation de la maintenance est efficacement mise en œuvre au niveau de l'équipement et au niveau de l'entreprise, elle améliore la disponibilité, réduit les coûts de maintenance, améliore la fiabilité des équipements et la sécurité. Il est important de faire remarquer que la solution de maintenance optimale pour un équipement unique ne conduit pas à l'optimum pour un ensemble d'équipements au sein d'une entreprise. De très nombreux outils sont disponibles pour réaliser l'optimisation de la maintenance en fonction d'objectifs retenus (retour sur investissements, disponibilité, coûts des défaillances, ...). Certains outils reposent sur les algorithmes mathématiques d'optimisation avec contraintes pour minimiser une fonction de coûts. D'autres outils reposent sur la *Swarm Intelligence* ou intelligence distribuée. La *Swarm intelligence* [60] est un concept reposant sur la coordination entre un nombre massif d'intelligences individuelles calquée sur le comportement de colonies d'insectes, d'oiseaux ou de poissons. Parmi les algorithmes les plus répandus figurent les algorithmes génétiques, les colonies de fourmis, les colonies d'abeilles.

■ Algorithmes génétiques

Ces algorithmes sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple [61]. À partir d'une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales arbitrairement choisies, on évalue leur performance (fitness) relative. Sur la base de ces performances, on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples : la sélection, le croisement et la mutation. Le cycle recommence jusqu'à ce que l'on trouve une solution satisfaisante.

■ Algorithmes de colonies de fourmis (*Artificial ant colony*)

Les algorithmes de colonies de fourmis forment une classe de métaheuristiques proposées pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation [62]. Ils s'inspirent des comportements collectifs de dépôt et de suivi de piste observés dans les colonies de fourmis. Dans une colonie, les agents simples (les fourmis) communiquent indirectement via des modifications dynamiques de leur environnement (les pistes des phéromones) et construisent ainsi une solution à un problème en s'appuyant sur leur expérience collective.

■ Algorithmes de colonies d'abeilles (*Artificial bee colony*)

L'algorithme de colonies d'abeilles est un algorithme métaheuristique d'intelligence distribuée, qui a été développé pour optimiser

les problèmes numériques [63]. Cela a été inspiré par le comportement intelligent des abeilles pendant le butinage et leur danse utilisée pour communiquer entre elles. Dans l'algorithme d'optimisation par colonies d'abeilles, une source de nectar correspond à une solution possible du problème à résoudre. La colonie d'abeilles artificielles est composée de trois types d'abeilles : les ouvrières, les spectatrices et les « scoutesses ».

L'ouvrière exploite la source trouvée de nourriture. Elle se base sur sa mémoire et essaye d'apporter des modifications à sa position actuelle (solution) pour découvrir une nouvelle position (une autre source de nourriture) ;

La spectatrice attend le retour des ouvrières pour observer leurs danses et recueillir des informations sur les sources de nectar qu'elles ont trouvées. L'abeille « scoutesse » exploite l'espace de recherche en lançant une recherche aléatoire d'une nouvelle source de nourriture. Le problème d'optimisation se résume à un problème de recherche du vecteur optimal qui minimise une fonction objectif. Ensuite, les abeilles artificielles utilisent une population de vecteurs initiaux générés aléatoirement et les améliorent ensuite de manière itérative en progressant vers les meilleures solutions grâce à un mécanisme de recherche tout en abandonnant les solutions de mauvaise qualité.

5. Exemple d'application de la maintenance prédictive 4.0 à une flotte d'ascenseurs

Chaque jour, les fabricants d'ascenseurs (Kone, Schindler, ThyssenKrupp) transportent des milliards de personnes avec des parcs de machines de plusieurs millions d'unités. Selon le constructeur ThyssenKrupp, chaque jour dans le monde, plus de douze millions d'ascenseurs effectuent sept milliards de déplacements et transportent plus d'un milliard de personnes. Pourtant, chaque année, les pannes rendent les ascenseurs indisponibles pour un total de 190 millions d'heures. Pour améliorer la sécurité et diminuer les temps de pannes, les constructeurs d'ascenseurs ont entrepris de généraliser la maintenance prédictive intelligente en utilisant des plateformes d'IoT développées par les grandes sociétés de services (IBM, General Electric, Huawei). En France par exemple, pour les ascenseurs d'hôpitaux, Kone propose un service de maintenance prédictive en équipant chaque ascenseur de 200 capteurs connectés qui envoient les données à la plateforme de cloud computing Watson IoT d'IBM. Schindler utilise la solution Predix de General Electric avec la plateforme Edge computing du chinois Huawei [64], et ThyssenKrupp a mis au point sa solution MAX avec la plateforme AZURE de cloud computing d'IBM. Une section sera dédiée aux constructeurs qui ont développé leurs propres solutions de maintenance prédictive intelligente industrie 4.0 en utilisant des plateformes IoT.

À titre d'illustration la démarche proposée par ThyssenKrupp avec la solution Max de maintenance prédictive est décrite ci-après sachant que les autres constructeurs ont adopté des démarches similaires. Cette démarche comporte plusieurs étapes.

■ Surveillance en temps réel du fonctionnement

À l'aide de plusieurs centaines de capteurs connectés (en général 200) sur chaque ascenseur, les informations suivantes indispensables pour la maintenance prédictive sont collectées :

- état des circuits de sécurité critique ;
- poids de charge ;
- nombre de voyages ;
- nombre de cycles de porte ;
- temps d'attente ;

- temps de fermeture ;
- tendances du trafic ;
- analyse du mouvement de la cabine (accélération et décélération, saccades, secousses, vibrations) ;
- analyse harmonique vibratoire (machine, suspensions et systèmes mécaniques de guidage).

■ Maintenance prédictive

Le flux des données en temps réel provenant des capteurs connectés utilisés pour la surveillance permet également au service de dépannage de diagnostiquer les pannes à distance sur smartphone ou sur tablette, avant même qu'elles ne se produisent. Grâce à toutes les données stockées dans le cloud sur des ascenseurs identiques et à l'aide des techniques avancées de pronostic du cloud computing décrites dans les sections précédentes, il est possible d'anticiper les défaillances. Ainsi, les techniciens peuvent recevoir un diagnostic complet avec des informations pertinentes et des actions suggérées à l'avance, de sorte qu'ils peuvent consacrer, sur place, tout leur temps à la résolution du problème avec les pièces détachées identifiées par les algorithmes de diagnostic.

6. Exemples de plateformes IoT pour la maintenance prédictive

Pour faciliter la mise en œuvre de la maintenance intelligente 4.0, de très nombreuses plateformes IoT sont actuellement proposées par les grandes sociétés de service et par des start-up qui expérimentent des solutions de maintenance prédictive intelligente dans le cadre de projets pilotes. Cela offre quelques exemples des principales plateformes disponibles actuellement sur le marché international, sachant que l'offre mondiale dans ce domaine suit une croissance exponentielle et que certaines d'entre elles risquent d'être éphémères vu la vitesse d'évolution de ces techniques.

■ Predix APM Health de General Electric

Cette plateforme cloud permet de développer des applications IIoT, mais aussi de collecter et d'analyser les données générées par les machines.

La plateforme regroupe des outils de data management et de data science pour l'analyse prédictive des équipements et processus industriels. À partir des données analysées sur Predix cloud, il est possible de créer des modèles analytiques automatisés pour la surveillance, les diagnostics, les prédictions et le contrôle. Cette fonctionnalité repose sur la technologie du machine learning. Le module APM Health (*Santé des machines et Équipements*), qui fait partie de Predix APM, gère les données de nombreux équipements et systèmes, en créant un référentiel de données complet et validé et une vue unifiée associée aux performances attendues aux niveaux des équipements, des installations et de l'entreprise. En résolvant le problème de la disparité des données et du temps de latence associé à la gestion des équipements industriels, APM Health fournit une vision en temps réel de l'état des équipements et donne une alerte précoce des défaillances potentielles.

■ IBM Watson IoT plateforme

La plateforme IBM Watson IoT prend en charge le contrôle à distance des objets connectés, la transmission et le stockage sécurisés de données dans le cloud, l'échange de données en temps réel, ainsi que des options d'apprentissage automatique grâce à l'intégration de la technologie AI. La plateforme de développement proposée par IBM comprend de nombreux outils et services. En particulier, elle comporte un module PMQ Predictive Maintenance and Quality.

Ce module permet de :

- surveiller et d'analyser puis de générer des rapports sur les informations collectées sur les équipements critiques et de préconiser des stratégies de maintenance ;
- prédire la défaillance des équipements afin de les réparer et d'éviter des temps d'arrêt coûteux ;
- rechercher les journaux de bord de maintenance archivés pour déterminer les meilleures procédures et cycles de réparation ;
- identifier les causes profondes de la défaillance des équipements pour prendre des mesures correctives.

■ MindSphere de Siemens

MindSphere est une plateforme « cloud operating system » spécifiquement conçue par Siemens pour le partage de données et d'applications industrielles. MindSphere permet de consolider, stocker et partager l'information issue de différents sites et de la traiter avec des outils analytiques de pointe. Elle est parfaitement adaptée pour la maintenance prédictive intelligente. Grâce à l'analyse des données sécurisées et générées par l'Internet des objets (IoT), il est possible de développer les algorithmes de diagnostic et de prédiction des défaillances.

■ Amazon Web Services

La plateforme IoT Amazon Web Services (AWS) conçue par Amazon inclut une suite IoT qui prend en charge tous les aspects des applications. Cette suite comporte quatre entités :

- AWS IoT Core, qui constitue la base sur laquelle toute application IoT peut être construite ;
- AWS IoT Device Management permet d'ajouter et d'organiser facilement des périphériques ;
- AWS IoT Analytics fournit des analyses automatiques de grandes quantités de données IoT ;
- AWS IoT Device Defender, prenant en charge la configuration des mécanismes de sécurité pour les systèmes IoT.

■ Microsoft Azure IoT

La plateforme Microsoft Azure IoT Suite permet de connecter des centaines d'appareils de différents fabricants, de rassembler des analyses de données et d'utiliser les données IoT à des fins d'apprentissage automatique. Pour la maintenance prédictive, un « accélérateur de Solution Maintenance prédictive » a été développé pour prédire le moment auquel une défaillance est susceptible de se produire. La solution combine des services d'accélérateur de solution, tels qu'IoT Hub et un espace de travail Azure machine learning. Cet espace de travail contient un modèle basé sur un échantillon de données publiques, permettant de prédire la durée de vie utile restante (RUL). Pour traiter l'énorme quantité d'informations générées par les capteurs, la suite Azure IoT est fournie avec Azure Stream Analytics pour traiter d'énormes quantités d'informations en temps réel.

■ Huawei

La plateforme « IoT connection management platforms » de Huawei comprend un module « Manufacturing Predictive Maintenance ». Ce module est utilisé pour la collecte et l'analyse de données des objets connectés à proximité, le prétraitement des ressources informatiques du Edge computing et la modélisation et l'analyse de données sur le cloud. Le Huawei cloud fournit des fonctionnalités de traitement de données M2M telles que le traitement en temps réel, le stockage de données, l'analyse et les calculs, ainsi que des modèles et des algorithmes pré-intégrés de maintenance prédictive.

■ Google cloud IoT

La plateforme Google cloud IoT inclut des composants spécifiques pour développer un programme de maintenance prédictive intelligente :

- IoT et Pub / Sub permettent l'acquisition de données ;
- cloud data flow permet le traitement des données ;

– big Query vous fournit un stockage des données à l'échelle de l'entreprise ;

– data Studio permet de partager des visualisations relatives aux équipements.

– cloud machine learning construit sur TensorFlow pour l'élaboration de modèles.

7. Point de vue des industriels sur les avantages et inconvénients de la maintenance prédictive 4.0

Selon l'article d'Usine Nouvelle intitulé « Peu d'industriels tirent partie du 4.0 pour libérer les données » [65], et qui reprend les conclusions d'une étude réalisée par Coleman Park et commandée par l'éditeur américain Oracle, seulement un tiers des entreprises utilisent les nouvelles technologies de l'industrie 4.0 et 40 % d'entre elles ont investi dans une plateforme IoT. L'étude a été réalisée auprès de 700 dirigeants d'entreprises de plus de 250 salariés de 7 pays différents. Suivant celle-ci l'adoption de l'industrie 4.0 n'est pas forcément une garantie de résultats et plus de la moitié des entreprises ayant installé des capteurs connectés pour faire communiquer machines et systèmes d'information n'ont vu que peu ou pas d'améliorations. En général, les industriels consultés connectent leurs machines pour travailler sur des sujets comme la maintenance prédictive en soulignant que la multiplication des capteurs, donc des données, n'est pas immédiatement synonyme de gains d'efficacité. Cette enquête souligne plusieurs facteurs qui freinent l'adoption de l'industrie 4.0 :

- le coût des technologies et le manque de compétences en data science sont les principales barrières qui freinent l'adoption de l'industrie 4.0 selon 70 % des répondants ;
- la réticence au changement de certains salariés ;
- l'incertitude vis-à-vis du bénéfice des nouvelles technologies : 60 % des répondants estiment que l'impact des technologies 4.0 est négligeable pour leurs activités au plan économique et est ainsi un frein à leur adoption.

Dans un autre article d'Usine Nouvelle intitulé les « 7 péchés capitaux de la maintenance prédictive » [66], 7 erreurs à ne pas commettre pour passer à une stratégie de maintenance prédictive intelligente sont recensées. Il souligne que les entreprises, et pas uniquement les PME, ne sont pas obligatoirement bien armées pour digérer le monde digital (big data, IoT, IA, cloud,...). Suivant cet article « la maintenance prédictive associée au big data est la confrontation de ces deux mondes, discontinu pour le digital et continu pour le physique ». Dit autrement, la maintenance prédictive est une véritable école d'humilité. Elle apprend à travailler avec de multiples compétences car personne ne détient à lui seul la vérité.

Cependant de nombreux exemples d'entreprises qui ont adopté tout ou partie des concepts de l'industrie 4.0 ont vu leur retour d'investissement récompensé notamment dans le domaine de la maintenance prédictive intelligente. À titre d'exemples, c'est le cas de Rolls-Royce pour les moteurs d'avion, de Thyssen-Krupp, Kone et Schindler pour les ascenseurs, de Safran Helicopter Engines avec le Health Monitoring pour les moteurs d'hélicoptères.

En France, L'AIF a donné, en 2018, le label « Vitrine Industrie du Futur » à plus de 40 entreprises. Pour la maintenance prédictive figurent notamment le site Schneider Electric de Vaudreuil (Eure) et le projet Darwin d'ENGIE.

8. Conclusion

La maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 constitue une stratégie de maintenance qui bénéficie des nouveaux développements de la quatrième révolution industrielle. Pour atteindre avec succès son principal objectif, prédire l'instant d'occurrence de la défaillance, sa mise en œuvre requiert une maîtrise de très nombreux concepts et outils associés (Internet des objets industriels, analyse de données, data mining, cloud, big data, intelligence artificielle...). C'est la raison pour laquelle ce sont principalement les grandes entreprises disposant des compétences en data science qui l'utilisent avec succès actuellement pour des parcs importants d'équipements (ascenseurs, moteurs d'avion...). Ceci s'explique par le fait que pour être efficace et fournir un retour d'investissement approprié, il est nécessaire de disposer de grandes quantités de données sur les comportements des équipements.

Les résultats obtenus sur les plateformes expérimentales industrie 4.0 ou celles des vitrines de l'industrie du futur en France permettront de déterminer les axes les plus prometteurs pour les petites et moyennes entreprises. Une autre condition incontournable de succès est une excellente connaissance des mécanismes physiques qui influent sur la cinétique de la dégradation. Comme le soulignait le prix Nobel Richard Feynman lors de l'enquête sur la catastrophe de Challenger due à la maintenance : « For a successful technology, reality must take precedence over public relations, for Nature cannot be fooled (Pour qu'une technologie soit efficace, la réalité doit primer sur les relations publiques, car la Nature ne peut être pas être trompée) ». Transposée à la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0, cela signifie que la connaissance de la physique prime sur l'emploi des « Buzz words » de la technologie digitale.

Compte tenu du nombre exponentiellement croissant d'expérimentations de la maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0, un utilisateur potentiel pourra y trouver les meilleurs outils appropriés à ses exigences.

9. Glossaire

Maintenance ; *maintenance*

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.

Maintenance préventive conditionnelle ; *condition-based maintenance*

Maintenance préventive qui inclut l'évaluation des conditions physiques, l'analyse et les éventuelles actions de maintenance qui en découlent.

Maintenance préventive prévisionnelle ; *predictive maintenance*

Maintenance conditionnelle exécutée suite à une prévision obtenue grâce à une analyse répétée ou à des caractéristiques connues et à une évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du bien.

Dégradation ; *degradation*

Changement néfaste de l'état physique, avec le temps, l'utilisation ou en raison d'une cause externe.

Défaillance ; *failure*

Perte de l'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise.

La maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0

par **Gilles ZWINGELSTEIN**

Ingénieur de l'École nationale supérieure d'électrotechnique, d'électronique, d'informatique, d'hydraulique et des télécommunications de Toulouse (ENSEEHT), docteur-ingénieur, docteur ès sciences, professeur associé des universités en retraite, université Paris-Est Créteil, France

Sources bibliographiques

- [1] PROTAIS (M.). – *La maintenance, élément clé de l'usine du futur*. Usine Nouvelle (2018).
- [2] BAUER (W.), MAW (S.), MARRENBACH (D.) et GANSCHAR (O.). – *Industrie 4.0 – Volkswirtschaftliches Potenzial für Deutschland*, Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien. V. BITKOM (2014).
- [3] Conférence ATOS-SIEMENS. – *Digital – Industry – Summit organisé par Atos et Siemens*, Palais Brogniart Paris, 2018. (<https://www.factoryfuture.fr/siemens-atos-lancement-digital-industry-summit-2018/>).
- [4] Dossier de presse ministère de l'Économie. – *Réunir la Nouvelle France Industrielle*, https://www.economie.gouv.fr/files/files/PDF/industrie-du-futur_dp.pdf (2015).
- [5] Dossier de presse. – *Inauguration du Factory Lab Saclay*, <http://www.cea.fr/presse/Documents/DP/2016/dossier-presse-inauguration-factory-lab.pdf> (2016).
- [6] PARISOT (F.). – *Le BCG ouvre à Saclay l'ICO, une usine-école pour l'industrie du futur*, Usine Nouvelle (2016).
- [7] CEA Tech en Région Grand Est. – *Mécatronique pour l'amélioration des produits et procédés* <http://www.cea-tech.fr/cea-tech/Pages/en-regions/pfa-mecatronique.aspx>, (2019).
- [8] Communiqué de la Maison Blanche. – *President Obama Launches Advanced Manufacturing Partnership*, <https://obamawhitehouse.archives.gov/the-press-office/2011/06/24/president-obama-launches-advanced-manufacturing-partnership> (2011).
- [9] Chine Magazine. – *La nouvelle économie « Made in China 2025 »*, Chine Magazine (2015).
- [10] Alp et CEVIKCAN (E.). – *Industry 4.0 : Managing The Digital Transformation*, Springer (2018).
- [11] JULIEN (N.) et MARTIN (É.). – *L'usine du futur – Stratégies et déploiement – Industrie 4.0, de l'IoT aux jumeaux numériques*, Dunod (2018).
- [12] BLANCHET (M.). – *INDUSTRIE 4.0, Nouvelle donne Industrielle, nouveau modèle économique*, Lignes de Repères (2016).
- [13] SCHWAB (K.). – *La quatrième révolution industrielle*, Dunod (2017).
- [14] USTUNDAG (A.) et CEVIKCAN (E.). – *Industry 4.0 : Managing The Digital Transformation*, Springer (2018).
- [15] LEE (E.A.). – *Cyber Physical Systems : Design Challenges*, Technical Report No. UCB/EECS-2008-8, University of California, Berkeley (2008).
- [16] GRIFFOR (E.R.), GREER (C.), WOLLMAN (D.A.) et BURNS (M.J.). – *Framework for Cyber-Physical Systems : Volume 1, Overview*, National Institute of Standards and Technology (2017).
- [17] PLOUIN (G.). – *cloud et transformation digitale – 5^e éd – SI hybride, protection des données, anatomie des grandes : SI hybride, protection des données, anatomie des grandes plateformes*, Dunod (2019).
- [18] MELL (P.) et GRANCE (T.). – *NIST Special Publication 800-145-The NIST Definition of cloud Computing*, Institute of Standards and Technology (2011).
- [19] PRABHU (C.S.R.). – *Fog Computing, Deep Learning and Big data Analytics-research Directions*, Springer (2019).
- [20] CAO (J.) et ZHANG (Q.). – *Edge Computing : A Primer*, Springer, (2018).
- [21] ERL (T.), MAHMOOD (Z.) et PUTTINI (R.). – *Cloud Computing : Concepts, Technology & Architecture*, Pearson India (2014).
- [22] LOUKIL (R.). – *L'Edge computing, nouveau terrain de bataille des géants du cloud computing*, Usine Nouvelle (2018).
- [23] COX (M.) et ELLSWORTH (D.). – *Application-Controlled Demand Paging for Out-of-Core Visualization*, Conference VIS97 IEEE Visualization '97 Conference Phoenix, AZ, USA, (1997).
- [24] EYCHENNE (Y.) et COINTOT (J.-C.). – *La Révolution Big data – Les données au cœur de la transformation de l'entreprise*, Dunod (2014).
- [25] DELORT (P.). – *Le Big data Poche*, Que Sais-je (2018).
- [26] BYRON (F.). – *data Analytics : The Complete Beginner's Guide – The Black Book*, CreateSpace Independent Publishing Platform, (2016).
- [27] DORSEY (R.). – *data, Analytics : Become A Master In data Analytics*, CreateSpace Independent Publishing Platform (2017).
- [28] JAPKOWICZ (N.) et STEFANOWSKI (J.). – *Big data Analysis : New Algorithms for a New Society*, Springer (2015).
- [29] TUFFERY (S.). – *Data mining et Statistique décisionnelle : La science des données*, Technip (2017).
- [30] LAROSE (D.T.), LAROSE (C.D.) et VALLAUD (T.). – *Data mining – Découverte de connaissances dans les données*, Vuibert (2018).
- [31] FAWCETT (T.) et PROVOST (F.). – *data science pour l'entreprise : Principes fondamentaux pour développer son activité*, Eyrolles (2018).
- [32] DARMONT (J.) et LOUDCHER (S.). – *Utilizing Big data Paradigms for Business Intelligence*, IGI GLOBAL (2018).
- [33] ARNALDI (B.), MOREAU (G.) et GUITTON (P.). – *Réalité virtuelle et réalité augmentée*, ISTE (2018).
- [34] TAO (F.), ZHANG (M.) et NEE (A.Y.C.). – *Digital Twin Driven Smart Manufacturing*, Academic Press (2019).
- [35] ANDRE (J.-C.). – *De la fabrication additive à l'impression 3D/4D*, ISTE (2018).
- [36] MAKHLOUF (A.) et HENNION (R.). – *Cybersécurité : Un ouvrage unique pour les managers. Préfaces du Général d'armée (2S) Watin-Augouard et Eric Lachapelle (PECB)*, Dunod (2018).
- [37] MCCARTHY (J.J.), MINSKY (M.L.), ROCHES-TER (N.) et SHANNON (C.E.). – *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence August 31, 1955*, AI Magazine Volume 27 Number 4 (2006).
- [38] DE GANAY (C.) et GILLOT (D.). – *Rapport au nom de l'Office Parlementaire d'évaluation des choix scientifiques et technologiques pour une intelligence artificielle maîtrisée, utile et démystifiée Tome 1*, ASSEMBLÉE NATIONALE-SÉNAT (2017).
- [39] ZWINGELSTEIN (G.). – *Diagnostic des défaillances – Théorie et pratique pour les systèmes industriels*, Hermes (1995).
- [40] DUBUISSON (B.). – *Diagnostic et reconnaissance des formes*, Hermes (1990).
- [41] CORDIS. EUROPEAN COMMISSION. – *Periodic Report Summary – IMAIN, A Novel DecisionSupport System for Intelligent Maintenance*, CORDIS. EUROPEAN COMMISSION, Bruxelles (2015).
- [42] WANG (K.). – *Intelligent Predictive Maintenance (IPdM) system – Industry 4.0 scenario*, Transactions on Engineering Sciences, Vol 113, 2016 WIT Press (2016).

- [43] KIM (N.-H.). – *Prognostics and Health Management of Engineering Systems : An Introduction*, Springer (2016).
- [44] GOURIVEAU (R.), MEDJAH (K.) et ZERHOUNI (N.). – *Du concept de PHM à la maintenance prédictive 1 Workbook 2017*, ISTE (2017).
- [45] VACHTSEVANOS (G.), LEWIS (F.L.), ROEMER (M.), HESS (A.) et WU (B.). – *Intelligent Fault Diagnosis And Prognosis for Engineering Systems*, Wiley (2006).
- [46] KIM (N.-H.), AN (D.) et CHOI (J.-H.). – *Prognostics and Health Management of Engineering Systems : An Introduction*, Springer (2018).
- [47] ARULAMPALAM (S.), GORDON (N.) et RISTIC (B.). – *Beyond the Kalman Filter : Particle Filters for Tracking Applications*, Artech House (2004).
- [48] NIU (G.). – *Data-Driven Technology for Engineering Systems Health Management : Design Approach, Feature Construction, Fault Diagnosis, Prognosis, Fusion and Decisions*, Springer (2018).
- [49] KOSKI (T.) et NOBLE (J.). – *Bayesian Networks : An Introduction*, Wiley (2011).
- [50] ZUCCHINI (W.), MACDONALD (I.L.) et LANGROCK (R.). – *Hidden Markov Models for Time Series : An Introduction Using R*, CRC Press (2016).
- [51] ABE (S.). – *Support Vector Machines for Pattern Classification*, Springer (2010).
- [52] ROKACH (L.) et MAIMON (O.Z.). – *Data Mining With Decision Trees : Theory And Applications*, World Scientific Publishing (2014).
- [53] BORNE (P.) et BENREJEB (M.). – *Réseaux de neurones*, Technip (2007).
- [54] MEDSKER (L.) et JAIN (C.L.C.). – *Recurrent Neural Networks : Design and Applications*, CRC Press (1999).
- [55] KHAN (D.S.), RAHMANI (H.), SHAH (S.A.A.) et BENNAMOUN (M.). – *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*, Morgan & Claypool (2018).
- [56] ALPAYDIN (E.). – *Machine learning : The New AI*, MIT PRESS (2016).
- [57] LEMBERGER (P.), BATTY (M.) et MOREL (M.). – *Big Data et Machine Learning – 2^e éd. – Les concepts et les outils de la data science*, Dunod (2016).
- [58] LECUN (Y.), BENGIO (Y.) et HINTON (G.). – *Deep learning*, NATURE Vol521 (2015).
- [59] WEI (W.W.S.). – *Multivariate Time Series Analysis and Applications*, Wiley (2019).
- [60] Xuewei (Q.). – *Swarm Intelligence Inspired Engineering Optimization : Concepts, Modeling, Evaluation*, LAMBERT Academic (2016).
- [61] DAVID (J.H.), GOLDBERG (D.E.), GANASCIA (J.G.) et CORRUBLE (V.). – *Algorithmes génétiques – Exploration, optimisation et apprentissage automatique*, ADDISON WESLEY France (1996).
- [62] SOLNON (C.). – *Ant Colony Optimization and Constraint Programming*, Wiley ISTE (2013).
- [63] FEYEL (P.). – *Optimisation de la commande robuste par les métaheuristiques*, ISTE (2017).
- [64] MAGEE (T.). – *Schindler ler prédit les pannes de ses escalators et ascenseurs avec l'IoT*, Le Monde Informatique, (2017).
- [65] PROTAIS (M.). – *Peu d'industriels tirent partie du 4.0 pour libérer les données, selon une étude*, L'Usine Nouvelle (2018).
- [66] AVIS D'EXPERT. – *Les 7 péchés capitaux de la maintenance prédictive*, L'Usine Nouvelle, (2018).

À lire également dans nos bases

- GOURIVEAU (R.), MEDJAH (K.), RAMASSO (E.) et ZERHOUNI (N.). – *PHM – Prognostics and health management – De la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes*. [MT9570v1] (2013).
- ESPINASSE (B.) et BELLOT (P.). – *Introduction au Big data – Opportunités, stockage et analyse des mégadonnées*. [H6040v1] (2017).
- LOUIS (S.) et FARAHMAND (B.). – *L'essor des objets connectés : Introduction*. [FICHE PRACTIQUE | Réf : 1509] (2015).
- AL AGHA (K.) et ETIEMBLE (D.). – *Introduction à l'Internet des Objets* [H8050v1] (2018).
- BLOCH (L.). – *Sécurité de l'informatique en nuage*. [H6030v1] (2014).
- FIGER (J.-P.). – *cloud Computing – Informatique en nuage*. [H6040v1] (2012).
- GUILLEMIN (P.). – *État de l'art sur l'Internet des Objets en Europe – L'IdO (IoT) en Europe*. [TE8001v1] (2018).
- FLAUS (J.-M.). – *Cybersécurité des installations industrielles – SCADA et Industrial IoT*. [S8257v1] (2018).
- POIRIER (J.). – *Estimateurs et tests d'hypothèses*. [R250v1] (1992).
- DESPUJOLS (A.). – *Méthodes d'optimisation des stratégies de maintenance*. [MT9050v1] (2005).

Outils logiciels

- Matlab Tool box Predictive Maintenance Toolbox, [Logiciel], Les Montalets 2 rue de Paris, 92196 Meudon Cedex, Meudon, France.
- APM Health IoT platform, [Logiciel] General Electric, San Ramon, Californie, États-Unis.
- Watson IoT platform, [Logiciel], Compagnie IBM France, 17 avenue de l'Europe 92275 Bois-Colombes Cedex.
- Manufacturing Predictive Maintenance Platform, [Logiciel], Huawei Technologies France, 18 Quai du Point du Jour, 92100 Boulogne-Billancourt, France.
- Mindsphere Système d'exploitation IoT, [Logiciel], Siemens France, 40 Avenue des Fruitières, 93210 Saint-Denis, France.
- Amazon Web Services plate-forme IoT Amazon [Logiciel], Tour Carpe Diem, 31 Place des Corolles 92400 Courbevoie.
- Google cloud IoT plate-forme, [Logiciel], Google France, 8 r Londres, 75009 Paris.
- Microsoft Azure IoT plate-forme, [Logiciel], Microsoft France Paris, 39 Quai du Président Roosevelt, 92130 Issy-les-Moulineaux.

Sites Internet

- Site de la plateforme FactoryLab : <http://www.factorylab.fr>
- Le programme Nouvelle France Industrielle (NFI) : <http://www.economie.gouv.fr/nouvelle-france-industrielle/accueil>
- Les 34 feuilles de route de la Nouvelle France Industrielle (NFI) : <http://www.economie.gouv.fr/files/files/PDF/nouvelle-france-industrielle-sept-2014.pdf>
- Le plan 34 – Usine du futur : <http://www.economie.gouv.fr/files/files/PDF/dp-indus-futur-2016.pdf>
- Site de la société américaine Deloitte sur le cloud computing et maintenance intelligente : <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/technology/solutions/cloud-consulting-services-solutions.html>
- Site de la société américaine Gartner sur le cloud computing et la maintenance intelligente : <https://www.gartner.com/en/information-technology/insights/cloud-strategy>
- Site du Big data fournissant les définitions de l'industrie numérique : <https://www.lebigdata.fr/>

Normes et standards

ISO 13372	2012	<i>Surveillance et diagnostic de l'état des machines – Vocabulaire</i>	IEC 60870-5-101	2001	<i>Telecontrol equipment and systems-part 5-101</i>
ISO13379-1	2012	<i>Condition monitoring and diagnostics of machines – data interpretation and diagnostics techniques – Part 1 : General guidelines</i>	IEC 62443-4-1	2018	<i>Security for industrial automation and control systems – Part 4-1 : Secure product development lifecycle requirements</i>
ISO 13381-1	2015	<i>Surveillance et diagnostic des machines – Pronostic – Partie 1 : Lignes directrices générales</i>	IEC 60050-192	2015	<i>International Electrotechnical Vocabulary (IEV) – Part 192 : Dependability</i>
ISO 16079-1	2017	<i>Condition monitoring and diagnostics of wind turbines – Part 1 : General guidelines</i>	IEC 60300-3-11J	2009	<i>Gestion de la sûreté de fonctionnement – Partie 3-11 : guide d'application – Maintenance basée sur la fiabilité,</i>
ISO 2041	2018	<i>Vibrations et chocs mécaniques, et leur surveillance – Vocabulaire Condition monitoring and diagnostics of wind turbines – Part 1 : General guidelines</i>	IEC 62443-4-1	2018	<i>Security for industrial automation and control systems – Part 4-1 : Secure product development lifecycle requirements</i>
NF EN 13306	2018	<i>Maintenance – Terminologie de la maintenance</i>	UIT-T X.1205	2008	<i>Série x : réseaux de données, communication entre systèmes ouverts et sécurité Sécurité du cyberspace – Cybersécurité Présentation générale de la cybersécurité</i>
NF EN	2012	<i>Réseaux et systèmes de communication pour l'automatisation des systèmes électriques – Partie 8-1 : mise en correspondance des services de communication spécifiques (SCSM) – Mises en correspondance pour MMS (ISO 9506-1 et ISO 9506-2) et pour l'ISO/IEC 8802-3, 61850-8-1</i>	UIT Y.2060	2012	<i>UIT série y : infrastructure mondiale de l'information, protocole internet et réseaux de prochaine génération Réseaux de prochaine génération – Cadre général et modèles architecturaux fonctionnels Présentation générale de l'Internet des objets</i>

Annuaire

Organismes – Fédérations – Associations (liste non exhaustive)

AIF, site de l'Alliance Industrie du Futur : <http://www.industrie-dufutur.org/aif/>

IEF, banque de données de terminologie de l'IEC : <http://www.electropedia.org/>

ISO, banque de données de terminologie de l'ISO : <http://www.iso.org/obp>

GAGNEZ DU TEMPS ET SÉCURISEZ VOS PROJETS EN UTILISANT UNE SOURCE ACTUALISÉE ET FIABLE

Techniques de l'Ingénieur propose la plus importante collection documentaire technique et scientifique en français !

Grâce à vos droits d'accès, retrouvez l'ensemble des **articles et fiches pratiques de votre offre**, **leurs compléments et mises à jour**, et bénéficiez des **services inclus**.



RÉDIGÉE ET VALIDÉE
PAR DES EXPERTS



MISE À JOUR
PERMANENTE



100 % COMPATIBLE
SUR TOUS SUPPORTS
NUMÉRIQUES



SERVICES INCLUS
DANS CHAQUE OFFRE

- + de 350 000 utilisateurs
- + de 10 000 articles de référence
- + de 80 offres
- 15 domaines d'expertise

- ☐ Automatique - Robotique
- ☐ Biomédical - Pharma
- ☐ Construction et travaux publics
- ☐ Électronique - Photonique
- ☐ Énergies
- ☐ Environnement - Sécurité
- ☐ Génie industriel
- ☐ Ingénierie des transports
- ☐ Innovation
- ☐ Matériaux
- ☐ Mécanique
- ☐ Mesures - Analyses
- ☐ Procédés chimie - Bio - Agro
- ☐ Sciences fondamentales
- ☐ Technologies de l'information

**Pour des offres toujours plus adaptées à votre métier,
découvrez les offres dédiées à votre secteur d'activité**

Depuis plus de 70 ans, Techniques de l'Ingénieur est la source d'informations de référence des bureaux d'études, de la R&D et de l'innovation.

www.techniques-ingenieur.fr

CONTACT : Tél. : + 33 (0)1 53 35 20 20 - Fax : +33 (0)1 53 26 79 18 - E-mail : infos.clients@teching.com

LES AVANTAGES ET SERVICES compris dans les offres Techniques de l'Ingénieur

ACCÈS



Accès illimité aux articles en HTML

Enrichis et mis à jour pendant toute la durée de la souscription



Téléchargement des articles au format PDF

Pour un usage en toute liberté



Consultation sur tous les supports numériques

Des contenus optimisés pour ordinateurs, tablettes et mobiles

SERVICES ET OUTILS PRATIQUES



Questions aux experts*

Les meilleurs experts techniques et scientifiques vous répondent



Articles Découverte

La possibilité de consulter des articles en dehors de votre offre



Dictionnaire technique multilingue

45 000 termes en français, anglais, espagnol et allemand



Archives

Technologies anciennes et versions antérieures des articles



Impression à la demande

Commandez les éditions papier de vos ressources documentaires



Alertes actualisations

Recevez par email toutes les nouveautés de vos ressources documentaires

*Questions aux experts est un service réservé aux entreprises, non proposé dans les offres écoles, universités ou pour tout autre organisme de formation.

ILS NOUS FONT CONFIANCE



www.techniques-ingenieur.fr

CONTACT : Tél. : + 33 (0)1 53 35 20 20 - Fax : +33 (0)1 53 26 79 18 - E-mail : infos.clients@teching.com