

# CIGI QUALITA MOSIM 2023

## Aperçu des méthodes de prédiction de pannes

LUIS MIGUEL MORENO HARO<sup>1</sup>, ANTOINE TAHAN<sup>2</sup>, BRUNO AGARD<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire en Intelligence des Données (LID)  
Département de mathématiques et de génie industriel,  
Polytechnique Montréal, Montréal, Canada  
[luis-miguel.moreno-haro@polymtl.ca](mailto:luis-miguel.moreno-haro@polymtl.ca)

[bruno.agard@polymtl.ca](mailto:bruno.agard@polymtl.ca)  
<sup>2</sup> Département de génie mécanique,  
École de Technologie Supérieure, Montréal, Canada  
[antoine.tahan@etsmtl.ca](mailto:antoine.tahan@etsmtl.ca)

---

**Résumé** – Dans le domaine de la maintenance, l'utilisation de méthodes de prédiction est cruciale pour éviter les pannes d'un système ou pour mieux planifier les opérations d'entretien. Dans ce contexte, l'estimation de la durée de vie utile restante est essentielle. Cette publication présente les différentes méthodes de prédiction de pannes en 5 familles : (1) les méthodes basées sur l'expérimentation, (2) celles basées sur la physique, (3) celles basées sur l'analyse des signaux de capteurs de surveillance, (4) celles basées sur l'apprentissage machine et enfin (5) celles basées sur des méthodes dites hybrides. Les avantages et inconvénients des différentes méthodes sont détaillés et une synthèse est proposée.

**Abstract** – In the field of maintenance, the use of prediction methods is crucial to avoid system failures or to better plan maintenance operations. In this context, the estimation of the remaining useful life is essential. This publication presents the different methods of failure prediction in 5 families: (1) methods based on experimentation, (2) methods based on physics, (3) methods based on the analysis of signals from monitoring sensors, (4) methods based on machine learning and finally (5) methods based on so-called hybrid methods. The advantages and disadvantages of the different methods are detailed, and a synthesis is proposed.

**Mots clés** - panne, maintenance prédictive, durée de vie résiduelle.

**Keywords** – Breakdown, Predictive Maintenance, Remaining Useful Life.

---

### 1 INTRODUCTION

Dans les systèmes de production actuels, l'objectif principal est une production de haute qualité avec un coût et des délais minimums (Farooq *et al.*, 2017). Au fil du temps et avec la globalisation et la pression des pays émergents, les attentes des clients pour obtenir des produits de qualité à faible coût ont augmenté. Dans le domaine de la maintenance, la prévention des pannes grâce à l'utilisation de méthodes de surveillance, de diagnostic et de prédictions est cruciale pour assurer le bon fonctionnement d'un système, sa disponibilité opérationnelle, gage de productivité. Dans ce contexte, l'estimation de la durée de vie résiduelle devient un outil fondamental pour planifier la maintenance et éviter les pannes imprévues.

Ces pannes nuisent au rendement et à l'image de marque de l'entreprise. Cela engendre des coûts, des délais, des risques et autres conséquences néfastes. Il faut prévenir les pannes et pour cela il faut arriver à les prédire, les anticiper. On parle alors de diagnostic.

Tout d'abord, une panne est définie comme l'état dans lequel le système se trouve à la suite de l'occurrence de la défaillance qui est un événement. C'est-à-dire que le système cesse d'accomplir ses fonctions comme attendu. Les pannes et les processus de dégradation sont les principales causes qui limitent la vie utile résiduelle d'un système (Zhang *et al.*, 2016). À partir de cette définition, on appellera « durée de vie utile résiduelle » (*Remaining Useful Life* : *RUL*) le temps restant pendant lequel un système exécutera ses capacités fonctionnelles avant de tomber en panne (Okoh *et al.*, 2014).

Dans les systèmes industriels, les pannes affectent la disponibilité des équipements de production. Les composants peuvent se briser accidentellement ou en raison d'une dégradation progressive. Les pertes économiques qui en découlent peuvent être très élevées, et il devient donc très important de garantir une fonctionnalité sans défaillance dans les systèmes (Virk *et al.*, 2008). À titre d'exemple, les conséquences économiques d'un arrêt imprévu d'une journée dans l'industrie manufacturière peuvent atteindre de 100 000 à 200 000 € (Holmberg *et al.*, 2004).

De nos jours, il est impératif que les produits fonctionnent correctement à chaque utilisation. L'estimation de la durée de vie utile restante (*RUL*) d'un produit est essentielle pour prévenir des sinistres, améliorer la fiabilité, assurer la sécurité et réduire les coûts de maintenance et d'exploitation des produits.

Dans la prochaine section de cette publication, cinq familles de méthodes de prédiction de pannes sont présentées. Elles permettent d'estimer la durée de vie utile résiduelle. Dans la troisième section, on présente une synthèse de l'état de l'art et les outils recensés. Une conclusion récapitule les principales propositions. La recherche des différentes publications scientifiques est menée en utilisant *Compendex* comme principal moteur de recherche. Parmi les mots clés figurent : panne, *RUL*, *LSTM* (*Long Short-Term Memory*), maintenance, etc.

## 2 PREVISION DE PANNES

Il existe deux grandes catégories de maintenance : préventive et corrective ou curative. Dans le cas de la maintenance corrective, l'entretien est effectué après l'occurrence de la panne (Trojan & Marçal, 2017). Il s'agit alors de remettre le système défaillant en état de fonctionnement. Une panne inattendue peut avoir des conséquences et des coûts très variables d'où l'importance de remplacer la composante dégradée d'un système avant une panne (Nakagawa & Kijima, 1989).

Afin d'éviter des conséquences parfois dramatiques, la maintenance préventive est effectuée avant même que la panne ne se produise. Cette action préventive peut être systématique ou conditionnelle. Il s'agit alors de déterminer à quel moment il est important d'intervenir pour apporter les correctifs nécessaires sans gaspillage. La maintenance préventive remplace les composants selon un calendrier de vie utile, évitant les pannes ordinaires. Ce type de stratégie assure le bon fonctionnement du système, mais peut être coûteuse, car les composants sont remplacés plus fréquemment (Luo *et al.*, 2003).

L'idée consiste à estimer la *RUL* et à planifier une maintenance préventive juste avant la fin de vie, selon un risque pré établi selon différents critères (productivité, disponibilité, coût, etc.). Le développement de méthodes pour l'estimation du *RUL* d'un produit (ou d'un système) s'avère être des domaines d'intérêts pour les chercheurs depuis deux décennies (Bagul *et al.*, 2008). Dans la littérature, il existe différentes classifications de ces méthodes. Tout au long de la réalisation de cet état de l'art, des publications ont été trouvées, qui présentent une classification des méthodes. Dans cet article, une classification des méthodes en cinq familles sera retenue. Il s'agit des familles suivantes :

1. Méthodes basées sur l'expérimentation
2. Méthodes basées sur la physique
3. Méthodes basées sur les signaux de capteurs
4. Méthodes basées sur l'apprentissage machine
5. Méthodes basées sur des méthodes hybrides

Chacune d'elles sera présentée dans les sections suivantes.

### 2.1 Méthodes basées sur l'expérimentation

L'approche par expérimentation consiste à utiliser des modèles probabilistes ou stochastiques de la dégradation, ou du cycle de vie des composants, en prenant en compte les données et connaissances accumulées par des expériences pendant toute la période d'exploitation du système industriel (Medjaher *et al.*, 2009). Dans cette perspective (Guo *et al.*, 2019) ont utilisé la méthode expérimentale pour déterminer la probabilité des pannes dans l'étude des interrupteurs à gaz pulsé. De la même manière, la NASA mène une série d'expériences pour générer des données sur lesquelles fonder une évaluation de la fiabilité des logiciels destinés aux applications de vol critiques. Ces expériences ont été conçues pour caractériser les processus de panne du logiciel (Finelli, 1991).

L'expérimentation sur des bancs d'essai représentatifs de systèmes critiques est très utile pour faire des prédictions sur la durée de vie utile résiduelle d'un système. Dans leur article (Kulkarni *et al.*, 2014) présentent le développement d'un banc d'essai de vannes pneumatiques, ce banc d'essai permet l'injection de fuites variant dans le temps avec des profils de progression de dommages spécifiés afin d'émuler les pannes de vanne courantes. L'avantage de l'approche basée sur l'expérimentation est qu'il n'est pas nécessaire de disposer de modèles mathématiques complexes pour effectuer une

prédiction et elle ne nécessite que peu d'informations. Par contre, les expériences sont souvent coûteuses, chronophages et elles ne fournissent que des estimations globales générales pour un ensemble d'échantillons identiques, pas nécessairement exactes pour les unités opérationnelles individuelles.

### 2.2 Méthodes basées sur la physique

Les modèles physiques sont basés sur des approximations des équations et des théories qui régissent les phénomènes physiques (Mell *et al.*, 2007). Ces modèles sont applicables dans des situations où des modèles mathématiques précis peuvent être construits à partir des premiers principes. Ils doivent être configurés spécifiquement pour les systèmes surveillés et doivent reproduire avec précision les réponses aux signaux de commande donnés (Peng *et al.*, 2010 ; Cambron *et al.*, 2017). Il existe des recherches pour faire face à des méthodes de pronostic de pannes basées sur des modèles physiques. En fait, la méthode de pronostic de pannes proposée par les auteurs est applicable à une large classe de systèmes physiques. Ils ont développé une méthode pour prédire la durée de vie utile d'un système physique (Djeziri *et al.*, 2016).

Par exemple, dans certains cas, on suppose qu'un cycle de chargement alterné dans le temps au-dessus de la limite d'endurance inflige des dommages permanents. Cela génère un processus cumulatif qui finira par devenir une panne (Esary & Marshall, 1973). Ces dommages peuvent être l'usure, la fatigue (propagation des fissures), la cavitation, la corrosion ou l'érosion. Krawinkler et Zohrei (1983) présentent des données expérimentales tirées d'essais de fatigue de composants en acier de construction. Dans ces essais, les modes de rupture du voilement local dans les semelles des poutres et de la rupture dans les soudures ont été étudiés. Des modèles de cumul de dommage sont proposés qui permettent une prédiction de durée de vie.

Les limites des modèles physiques sont leurs coûts plus élevés et la spécificité des composants, ce qui signifie qu'ils ne peuvent pas être appliqués à d'autres types de composants (Brotherton *et al.*, 2000). Cependant, ils sont très précis si la physique des modèles reste cohérente dans tous les systèmes et ils nécessitent également moins de données que les techniques basées sur l'apprentissage machine telles que les réseaux de neurones.

De nombreux modèles de dommages cumulatifs non linéaires et des modèles de prédiction de la durée de vie ont été développés. Un très grand nombre de modèles d'accumulation de dommages est disponible dans la littérature et d'autres sont publiés chaque année. Un inconvénient de ces méthodes est que la plupart des modèles d'endommagement disponibles n'ont été validés que sur des jeux de données expérimentaux relativement petits, ce qui rend impossible de juger de leurs performances génériques (Hectors & De Waele, 2021).

### 2.3 Méthodes basées sur les signaux de capteurs

Il existe différentes méthodes pour extraire l'information à partir des signaux, parmi lesquelles on peut mentionner le calcul des descripteurs statistiques, les filtres, le modèle d'autorégression, la transformée de Fourier ou encore la transformée en ondelettes. À partir de là, ces méthodes ont été utilisées comme des métriques de surveillance pour prévenir les pannes d'un système. Prenons le cas de (Tao *et al.*, 2005) qui ont obtenu des paramètres expérimentaux de panne dans un système de gaz sous des impulsions répétitives, par l'acquisition en temps réel de signaux associés à la tension incidente, du

courant de décharge, du temps de contrainte répétitive, des formes d'onde d'enveloppe et de l'émission de lumière.

(Bendjama *et al.*, 2012) présentent une méthode de diagnostic de pannes pour les machines tournantes qui est basée sur la transformée en ondelettes. On y analyse le signal vibratoire non stationnaire de machines, obtenu à partir de capteurs de vibration. (Ameid *et al.*, 2017) ont réalisé un diagnostic de panne d'une barre de rotor cassée. La vitesse du rotor, les composantes de courant de phase du stator sont analysées à l'aide des transformées de Fourier pour la détection des pannes des barres du rotor.

(Wang & McFadden., 1996) montrent que l'analyse de signal est un outil de diagnostic fiable dans le cas d'un réducteur. Ils analysent le signal de vibration d'une boîte de vitesses d'hélicoptère pour démontrer l'application de la transformée en ondelettes. Cette dernière permet de représenter tous les types transitoires possibles dans les signaux vibratoires générés par les pannes d'une boîte de vitesses.

(Pandey & Younan, 2010) analysent des câbles électriques souterrains à l'aide de l'analyse de Fourier dans le but de détecter les pannes et d'estimer leur durée de vie utile restante. Trois types de câbles sont utilisés dans cette expérience ; un câble normal, un câble court-circuité et un câble avec des trous. Après avoir calculé l'impédance dans chacun des cas, une transformation de Fourier est appliquée de sorte que l'amplitude et la phase de l'impédance résultante puissent être examinées dans le domaine fréquentiel.

(Arabaci & Bilgin, 2007) présentent une expérience de détection de pannes de rotors au moyen de la transformée de Fourier. Le spectre de fréquence du courant de ligne du moteur est exploité pour la détection. En obtenant un certain nombre de spectres de fréquence à partir de données de courant avec la transformée de Fourier et en faisant la moyenne de ces spectres, les pannes dans le rotor sont diagnostiquées. Cinq rotors différents et défectueux sont étudiés. Les résultats des tests montrent que les méthodes d'analyse des signaux augmentent la précision du diagnostic des pannes.

(Ko *et al.*, 2021) décrivent un algorithme qui analyse et utilise le filtre de Kalman, pour la détection des défauts et le diagnostic des véhicules de surface sans pilote. L'algorithme estime les pannes dans les mesures des capteurs et la force d'actionnement sur lesquels repose fortement la navigation autonome d'un véhicule de surface sans pilote.

Ces méthodes présentent l'avantage de nécessiter moins de données que les technologies utilisant des bases de données. Cependant, les diagnostics sont obtenus à l'aide d'équipements qui seront généralement très coûteux et nécessitent une connaissance approfondie du domaine du signal analysé. Les modèles peuvent également s'avérer très complexes lors de l'analyse.

#### 2.4 Méthodes basées sur l'apprentissage machine

L'apprentissage machine regroupe différents algorithmes et modèles statistiques que les systèmes informatiques utilisent pour effectuer une fonction spécifique (ex. classifier ou prédire) sans être explicitement programmés. L'objectif est d'utiliser ces algorithmes dans les activités qui se déroulent dans la vie quotidienne (Mahesh, 2020).

Cette méthode comprend, à titre non exhaustif, les réseaux neuronaux, les chaînes de Markov (Ahmadzadeh & Lundberg, 2014), les réseaux bayésiens et les réseaux de Petri stochastiques (Grochowski *et al.*, 2009). Dans cette publication, nous mettrons l'accent sur les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes de traitement à base de neurones qui interagissent les uns avec les autres, sur différentes couches, en utilisant des connexions pondérées numériquement (Hines *et al.*, 1997). Ce sont des systèmes efficaces pour la prévision des pannes à condition d'avoir la bonne quantité de données représentatives pour s'assurer du bon apprentissage (Chen *et al.*, 2017).

(Muñoz-Gorriz *et al.*, 2021) ont étudié la distribution spatiale des sites de panne dans des condensateurs de grande surface en utilisant des réseaux de neurones perceptron comme classificateurs. (En *et al.*, 2018) ont mis en œuvre d'une maintenance prédictive sur l'entretien des trains à l'aide d'un réseau de neurones artificiels de perceptrons multicouches. Un autre cas d'utilisation de ce type de réseau de neurones est le système de surveillance de diagnostic intelligent dans une machine d'emballage à grande vitesse, conçu pour détecter les pannes en développement avant une défaillance catastrophique, à l'aide d'un perceptron multicouche (Clark & Warwick, 1995).

Les réseaux de neurones à mémoire longue et court terme ou LSTM (*Long Short-Term Memory*) sont un type de réseau récurrent capable d'apprendre la dépendance d'ordre dans les problèmes de prédiction de séquence. L'unité de base d'un réseau LSTM est un bloc de mémoire qui compte une ou plusieurs cellules de mémoire et trois unités de déclenchement adaptatives et multiplicatives partagées par toutes les cellules du bloc. Chaque cellule de mémoire possède une unité linéaire autoconnectée de manière récurrente (Gers *et al.*, 2002).

Des chercheurs ont présenté un réseau LSTM pour prédire les tensions de panne des dispositifs électroniques MoS2 classés en utilisant le courant à basse tension comme entrée (Huan *et al.*, 2021). Les heures de panne d'un camion-benne sont ainsi prédites en modélisant une série chronologique sur un réseau de neurones LSTM (Bisht *et al.*, 2021).

Le moteur courant continu (CC) sans balais est une machine électrique très largement utilisée. En raison de conditions de fonctionnement complexes et de surcharges, plusieurs irrégularités peuvent se produire dans un moteur. (Shifat & Jang-Wook, 2020) présentent une approche basée sur des réseaux LSTM pour estimer la durée de vie utile résiduelle du moteur à courant continu sans balais affectés par différentes pannes liées au stator. À mesure que le nombre de lignes de transmission des systèmes d'alimentation électrique augmente, les pannes sont de plus en plus fréquentes dans le système électrique. La détection de ces défauts doit être rapide et précise pour endommager le moins possible le système électrique. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont actuellement l'un des meilleurs outils pour détecter les défauts dans les lignes de transmission des systèmes d'alimentation électrique (Bhuyan *et al.*, 2022).

(Zhang *et al.*, 2014) présentent un algorithme de détection de défaut d'aiguillage basé sur un réseau de neurones probabiliste (PNN en anglais). L'aiguillage est une partie importante du système ferroviaire, il s'agit d'un équipement essentiel pour organiser l'itinéraire du train et réaliser les changements de voie. L'algorithme présenté, résume les courbes de courant d'action de panne d'aiguillage typique, utilise le réseau neuronal PNN pour former et tester les ensembles de données de cartographie de la courbe de courant d'action. Les résultats expérimentaux montrent que l'algorithme de détection des pannes d'aiguillage basé sur le réseau de neurones PNN a une plus grande précision et moins d'ajustement des paramètres, faciles à mettre en place.

Également, la détection précoce de pannes de moteur peut éviter une détérioration rapide causée par les conditions sévères. (Rahman *et al.*, 2010) présentent une méthode de détection de

pannes de moteurs électriques en utilisant un signal de vibration via un réseau de neurones artificiels (RNA) appelé Perceptron multicouche (MLP). Le système est capable ainsi d'apprendre différentes conditions motrices, telles que saines et défectueuses, et à partir de là, de détecter les pannes motrices. La plupart de ces défauts de moteur génèrent des patrons spécifiques de vibration qui peuvent être capturés et analysés pour fournir un diagnostic.

Les avantages de l'utilisation de ces approches sont qu'elles ne nécessitent pas d'hypothèses ou d'estimations empiriques des paramètres physiques. Ces méthodes ont la capacité de transformer des données brutes de haute dimension en informations de dimension réduite, très utiles pour des décisions de pronostic. De plus, dans de nombreuses applications, les données entrée/sortie mesurées sont la principale source pour une compréhension plus approfondie de la dégradation du système, et ces méthodes peuvent calculer et prédire facilement différents états.

Par contre, une grande quantité de données est nécessaire pour que les prédictions soient précises. Ces méthodes fonctionnent mal avec des données de grande dimension, des données déséquilibrées (ex. très peu d'historiques de pannes) et il est difficile d'extrapoler les connaissances d'un cas vers un autre. Le réapprentissage du modèle est nécessaire si les conditions de fonctionnement changent.

## 2.5 Méthodes basées sur des méthodes hybrides

Parfois, une seule méthode ne produit pas toujours des résultats satisfaisants, aussi les avantages et inconvénients des différentes méthodes peuvent se combiner. Par conséquent, lorsqu'une méthode est utilisée conjointement avec une autre, elle peut produire les résultats souhaités, cette méthode est appelée méthode combinée ou hybride.

De nombreux modèles statistiques sont utilisés pour prévoir les défaillances des systèmes industriels. Cela nécessite généralement la formulation d'un modèle utilisant certains paramètres du système industriel, puis des données de fonctionnement sont recueillies et utilisées comme données d'entrée pour prédire le *RUL* du système. Cette démarche peut s'appliquer également pour développer des outils basés sur des méthodes hybrides de détection de défauts (Ahmadzadeh & Lundberg, 2014). La complexité du calcul peut alors être réduite et la précision de la prédiction peut être améliorée. Cependant, l'hybridation de diverses méthodes peut aussi devenir un processus très long et complexe. Nous présentons quelques exemples de ces méthodes hybrides.

### 2.5.1 Méthodes hybrides statistiques-physiques

Différents modèles statistiques peuvent être utilisés pour estimer des caractéristiques physiques précises qui entraînent des pannes et des bris de systèmes et produits (Hansen *et al.*, 1990).

Subramoniam *et al.* (1992) décrivent les statistiques de panne en termes d'usure qui s'est produite avant la panne pour aider à la prédiction. De manière similaire (Bagul *et al.*, 2008) se basent sur la formulation d'un modèle statistique utilisant les paramètres du système d'ingénierie ou physique considéré.

Une autre technique de diagnostic et de détection des défauts de processus, basée sur un modèle hybride de modèles statistiques et physiques est présentée par (He *et al.*, 2006). Dans cette étude, l'hybridation est appliquée pour obtenir un système de détection et de diagnostic des pannes dans un processus de surveillance industrielle.

Ces modèles peuvent être précis lorsqu'on dispose d'un modèle physique représentatif. Mais comme désavantage, lors de l'utilisation d'une méthodologie hybride de modèles statistiques et physiques, il est nécessaire d'avoir une connaissance approfondie du modèle. Ce dernier peut nécessiter une modélisation multiphysique (ex. bilan énergétique, modélisation thermomécanique, etc.). Cela présente un inconvénient dans plusieurs applications industrielles.

### 2.5.2 Méthodes hybrides de réseau neuronal et traitement de signal

(Minami *et al.*, 1999) ont collecté les signaux vibratoires de différents moteurs défectueux. Le signal brut a été prétraité à l'aide d'une transformée de Fourier pour obtenir la carte temps-fréquence correspondante. Ensuite, la caractéristique de la carte temps-fréquence a été extraite de manière adaptative en utilisant un réseau de neurones. Cet étude propose une nouvelle méthode basée sur STFT (*Short-Time Fourier Transfert*) et un réseau CNN (*Convolutional Neural Network*) qui peut effectuer des tâches de surveillance et de diagnostic de panne moteur de manière plus précoce et plus précise.

Leonowicz & Lobos (2003) proposent une méthode hybride de détection des pannes par classification avec un réseau CNN jumelé à un traitement de signal dans le cas de convertisseurs de fréquence d'un moteur électrique. Dans un premier temps, une représentation du signal est réalisée à l'aide de la distribution temps-fréquence de Wigner-Ville. Un réseau de neurones est ensuite utilisé comme classificateur. Les signaux ainsi obtenus permettent d'assurer une surveillance et un diagnostic robuste sur les différentes plages de fonctionnements du convertisseur de fréquence industrielle.

Un autre exemple très commun est l'emploi de l'analyse vibratoire pour la surveillance de l'état de machines industrielles. Dans ce contexte, on utilise des techniques de traitement du signal spécifiques et adaptées pour déterminer les défauts de fonctionnement des machines tournantes. (Kerezsi & Howard, 1995) rendent compte de l'application d'un réseau de neurones à rétropropagation supervisée pour classer les données d'une analyse des signaux de vibration captés in situ sur plusieurs grands turbogénérateurs de 120 MW. Les auteurs démontrent la robustesse de l'approche à détecter les dégradations malgré un haut niveau de bruit ambiant dans les signaux.

La précision des modèles hybrides est élevée, car un prétraitement est effectué à partir du flux de données d'entrée avant de les injecter dans un classificateur. Ceci peut être également un inconvénient. En effet, si le prétraitement est effectué de manière incorrecte, le processus donnerait de mauvais résultats même si les réseaux de neurones effectuent correctement leur tâche de classification.

### 2.5.3 Méthodes hybrides de réseau neuronal et méthodes statistiques

Depuis les dernières années, les réseaux de neurones sont utilisés comme une alternative aux modèles statistiques traditionnels basés sur le suivi statistique de certains descripteurs (énergie, contenu fréquentiel, kurtosis, etc.). Bien que les réseaux de neurones soient issus de la neurobiologie mathématique, les modèles pratiques (simplifiés) et actuellement utilisés se sont progressivement déplacés vers le domaine des statistiques (Paliwal & Kumar, 2009).

Par exemple (Olchówka *et al.*, 2021) présentent l'identification et la classification des pannes de câbles d'acier à l'aide d'un modèle statistique et dans une deuxième étape ils

utilisent un réseau de neurones multicouches pour raffiner la prédiction des ruptures.

(Paulraj *et al.*, 2009) présentent une méthode d'identification des fissures dans les tôles d'acier à l'aide de méthodes statistiques et de réseaux de neurones. Les vibrations sont mesurées à différentes positions sur une plaque d'acier. La plaque est excitée par un signal impulsionnel. Les caractéristiques statistiques des signaux vibratoires mesurés à différents endroits de la planche sont ensuite extraites. Ces données sont ensuite utilisées pour développer un modèle de réseau de neurones. Dans une prochaine étape, un modèle de réseau neuronal simple entraîné par l'algorithme de rétropropagation basé sur les caractéristiques statistiques temps-énergie est développé pour classer l'emplacement des pannes sur une plaque d'acier.

La détection des incidents dans les systèmes structurels est très importante au niveau financier. Une alerte précoce permet aux décideurs un temps et par conséquent, une plus grande flexibilité pour gérer la santé du système industriel et prévenir une panne. Les systèmes structurels industriels sont des systèmes critiques qui nécessitent une surveillance continue de l'accumulation de dommages causés par des charges ou des sollicitations (ex. sismiques, thermiques, etc.) pouvant entraîner une panne catastrophique. (Awad *et al.*, 2017) proposent une méthodologie basée sur un modèle statistique et un réseau de neurones pour détecter les pannes des systèmes structurels.

L'un des avantages de ces méthodes hybrides est qu'elles fournissent des résultats précis, en plus de résumer les résultats d'un test et de les présenter de manière aussi claire et donc l'étape du réseau de neurones traite les informations sans faire de nombreuses modifications préalables. Mais étant une méthode hybride, l'information doit être traitée avec précaution, c'est une méthode statique, par conséquent, elle ne pourrait pas être validée continuellement. Aussi, elle peut être mal interprétée ou même être manipulée avant de l'utiliser dans une méthode de réseau de neurones.

#### 2.5.4 Méthodes hybrides traitement de signal -statistique

À titre d'exemple de méthode hybride, nous pouvons citer la transformée en ondelettes qui possède des propriétés intéressantes qui la rendent adaptée et performante pour la détection et le diagnostic des défauts dans les machines tournantes. Depuis plusieurs années maintenant, il y a eu des avancées notables dans le domaine en utilisant la transformée en ondelettes et les techniques avancées d'analyse du signal (Debnath, 2012).

(Shirazi & Mahjoob, 2007) utilisent des signaux de vibration prélevés in situ sur un moteur à combustion interne à 4 cylindres pour détecter les pannes. Tout d'abord, un signal bruité est utilisé pour extraire le comportement transitoire dominant des signaux. Après cela, une transformée en ondelettes a été utilisée pour transférer le signal du domaine temporel vers le domaine temps-fréquence.

Une autre application de cette méthode apparaît dans l'utilisation des drones quadrirotors comme véhicules aériens sans pilote. (Park *et al.*, 2020) utilisent des approches basées sur les données qui ne nécessitent généralement pas un modèle complexe pour détecter et isoler une défaillance d'actionneurs. Le signal provenant d'un circuit électronique spécifique pour arrêter le moteur de l'hélice est analysé dans cette étude. Puis des mesures de capteur en temps réel sont collectées dans des conditions normales et sont comparées à la condition de défaillance (seuil) de chaque actionneur. Ensuite, diverses techniques d'analyse statistique sont appliquées aux données collectées pour former le modèle de diagnostic, et ce modèle est

utilisé sur les nouvelles données pour tester et comparer les performances de l'approche proposée.

(Yuhai *et al.*, 2007) proposent une méthode basée sur l'analyse du signal en utilisant la théorie fractale pour détecter les pannes de court-circuit. Pour augmenter le rapport signal/bruit, la technologie de débruitage du signal qui utilise une méthode statistique est appliquée. Sur la base de la transformée en ondelettes et de la théorie fractale, les exposants fractals totaux et locaux obtenus en tant que caractéristiques sont exploités.

L'avantage de cette méthode hybride est qu'elle peut être utilisée en remplacement de méthodes nécessitant de nombreux paramètres physiques et de données et qui ne sont pas toujours disponibles dans tous les modèles. L'exemple du quadrirotor sert de référence. Cependant, dans l'exemple de l'utilisation de signaux provenant de circuits, il faut s'assurer d'utiliser les bons éléments dans le circuit ce qui nécessite une expertise précise et, par conséquent, une dépendance à la fiabilité d'analyse de l'expert.

### 3 SYNTHÈSE

Les familles de méthodes et la mise en œuvre de leur application sont présentées dans différents secteurs industriels. Le tableau en annexe 1 présente une relation entre les méthodes présentées et les secteurs industriels d'application qu'elles couvrent dans les articles précédents. Ce tableau est construit à partir des informations fournies par les publications scientifiques consultées. Le tableau montre les différentes branches de l'ingénierie couvertes par les différentes publications scientifiques consultées.

Il existe de nombreuses méthodes pour déterminer la durée de vie utile restante d'un système. Dans ce document, la classification de cinq familles de méthodes est utilisée, cette classification est illustrée à la figure 1.

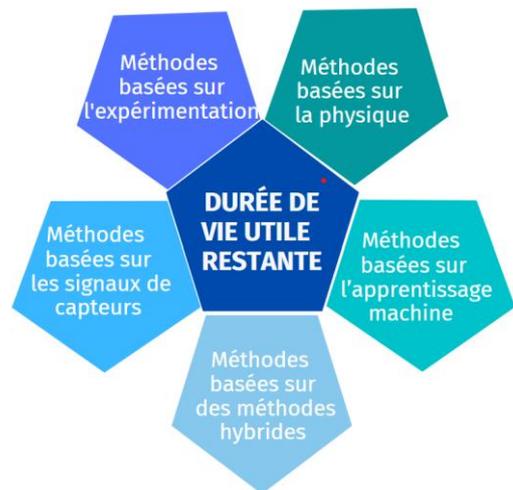


Figure 1 – Différentes familles de méthodes pour l'estimation de la durée de vie restante.

Après avoir proposé une classification des méthodes et de leurs champs d'applications dans le tableau 1, on observe que les méthodes hybrides ont une couverture plus large dans leur utilisation. Aussi, comme mentionné ci-dessus, la combinaison de deux ou plusieurs méthodes peut donner des outils très utiles pour résoudre des problèmes là où une seule méthode prise isolément aurait des limitations. Nous pouvons également observer que l'expérimentation tend à résoudre des problèmes de nature physique et mécanique alors que l'analyse du signal apporte des solutions aux problèmes électroniques et

électriques. Quant aux réseaux de neurones, ils semblent utilisés pour résoudre des problèmes électroniques et mécaniques.

Les limites identifiées de ces outils varient et dépendent de chacune des méthodes utilisées. Pour les méthodes basées sur l'expérimentation, la limite est principalement le fait que l'expérience est le facteur le plus important. Autrement dit, si on n'a pas d'expérience, on ne devrait pas utiliser cette méthode. En ce qui concerne la méthodologie basée sur la physique, la principale limitation est qu'il peut être délicat de construire un bon modèle physique impliquant toutes les variables nécessaires pour un cas donné. Un mauvais modèle physique, ou qui n'est pas complètement compatible avec une étude de cas déterminée, ne nous donnera pas les résultats attendus. On dit qu'un modèle physique est utile lorsqu'il est mathématiquement concis et qu'il est également régi par les lois physiques qui régissent les processus représentés par le modèle. Lorsque le modèle est très complexe, il a généralement trop de paramètres et par conséquent des solutions non uniques seront trouvées. Ne pas prendre en compte tous ces fondamentaux pour l'utilisation de cette méthode entraînera des difficultés lors de son utilisation. Concernant les méthodes basées sur l'analyse du signal, de bons composants électriques et électroniques sont nécessaires pour obtenir de bons résultats. Car si on ne dispose pas de la technologie appropriée, des signaux déformés ou bruyants pourraient être obtenus, ce qui affecterait gravement les conclusions d'une analyse. L'équipement technologique joue un rôle très important dans la méthode basée sur l'analyse du signal, puisqu'il fournira à l'utilisateur les données à analyser, et si celles-ci sont incorrectes, les résultats finaux seront également incorrects. Pour éviter ces mauvaises conséquences, il est nécessaire de disposer d'un équipement technologique calibré en matière d'équipement électronique et sans défaillance de ses composants. En ne respectant pas ces exigences, il y aura du bruit (qui est présent dans le signal réel rend cette analyse moins précise) dans les signaux ou pire encore, des signaux défectueux ou déformés seront obtenus qui pourraient être confondus avec des signaux corrects, donnant des résultats incorrects. D'autre part, pour les méthodes basées sur les réseaux de neurones, une limitation majeure est de manquer de données pour l'apprentissage, car de grandes quantités de données sont nécessaires pour avoir des résultats meilleurs et plus précis. Les réseaux de neurones s'améliorent au fur et à mesure des apprentissages et peuvent nécessiter de nombreuses itérations avant de donner une qualité de résultats souhaitée. Par conséquent, une grande quantité d'informations fera que la méthode basée sur les réseaux de neurones fournira de meilleurs résultats.

#### 4 CONCLUSION

En génie industriel et spécifiquement dans le domaine de la maintenance, l'utilisation de modèles prédictifs est cruciale pour anticiper et éviter les pannes inattendues d'un système. C'est pourquoi l'estimation de la durée de vie utile résiduelle (*RUL*) est une étape essentielle pour une planification optimale des opérations d'entretien et de réparation. L'état de l'art concis dressé dans cet article présente cinq (5) familles d'approches qui ont été proposées récemment pour la prévision des défaillances. Les différents avantages et inconvénients ont été présentés.

Les méthodes basées sur les données sont utiles lorsqu'une grande quantité de données (même dans le cas de données bruitées) doit être transformée en une information fiable qui peut ensuite être exploitée. Néanmoins, la précision de l'estimation du *RUL* dépend fortement de la diversité, la représentativité, la quantité et de la qualité des données.

Il est important de noter que la sélection de la meilleure

méthode dépend entièrement de l'application, de la disponibilité et de l'exactitude des données disponibles de chaque cas. L'estimation du *RUL* est la base incontournable pour établir des pronostics et, par conséquent, pour une planification optimale des opérations de remplacement préventif ou de réparation des équipements industriels.

#### 5 REFERENCES

- Ahmadzadeh, F., & Lundberg, J. (2014). Remaining useful life estimation. *International J of System Assurance Eng and Management*, 5(4), 461-474.
- Ameid, T., Menacer, A., Talhaoui, H., & Harzelli, I (2017). Broken rotor bar fault diagnosis using fast Fourier transform applied to field-oriented control induction machine: simulation and experimental study. *Int J of Adv Manuf Tech*, 92(1), 917-928.
- Arabaci, H., & Bilgin, O. (2007). The detection of rotor faults by using short time Fourier transform. *2007 IEEE 15<sup>th</sup> Signal Processing and Communications Applications* (1-4).
- Awad, M., AlHamaydeh, M., & Mohamed, A. F. (2017). Structural damage fault detection using Artificial Neural network profile monitoring. *2017 7<sup>th</sup> Int Conf on Modeling, Simulation, and Applied Optimization (ICMSAO)*, 1-6.
- Bagul, Y. G., Zeid, I., & Kamarthi, S. V. (2008). Overview of remaining useful life methodologies. *Int Design Eng Tech Conf and Computers and Information in Eng Conf*, (43277), 1391-1400.
- Bendjama, H., Bouhouche, S., & Boucherit, M. S. (2012). Application of wavelet transform for fault diagnosis in rotating machinery. *Int J of Machine Learning and Computing*, 2(1), 82-87.
- Bhuyan, A., Panigrahi, B. K., Pal, K., & Pati, S. (2022). Convolutional Neural Network Based Fault Detection for Transmission Line. *2022 Int Conf on Intelligent Controller and Computing for Smart Power ICICCSPP*, 1-4.
- Bisht, V., Kumar, S., Agrawal, A. K., Siddiqui, M. A., & Chattopadhyaya, S. (2021). Prediction of breakdown hours of load haul dumper by long short-term memory network. *Iop Conf series: Materials science and engineering*, (1104)012006.
- Brotherton, T., Jahns, G., Jacobs, J., & Wroblewski, D. (2000). Prognosis of faults in gas turbine engines. *2000 IEEE Aerospace Conf. Proc.*, (6)163-171.
- Cambron, P., Tahan, A., Masson, C., & Pelletier, F. (2017). Bearing temperature monitoring of a Wind Turbine using physics-based model. *J of Quality in Maintenance Eng*, 23(4), 479-488.
- Chen, Z., Liu, Y., & Liu, S. (2017). Mechanical state prediction based on LSTM neural network. *IEEE 36<sup>th</sup> Chinese control conference (CCC)*, 3876-3881.
- Clark, J. Y., & Warwick, K. (1995). Detection of faults in a high-speed packaging machine using a multilayer perceptron (MLP). *IEE Colloquium on Innovations in Manufacturing Control Through Mechatronics*, 7-1.
- Debnath, L. (2012). *Wavelet transforms and time-frequency signal analysis*. Springer Science & Business Media.
- Djeziri, M., Benmoussa, S., & M'Sirdi, N. (2016). Fault prognosis based on physical and stochastic models. *2016 European Control Conf (ECC)*, pp. 2269-2274.
- En, T. Y., Ki, M. S., Hui, N. T., Jie, T. J., & Vusoff, M. A. B. M. (2018). Predictive maintenance of a train system using a multilayer perceptron artificial neural network. *2018 Int Conf on Intelligent Rail Transportation (ICIRT)*, 1-5.
- Esary, J., & Marshall, A. (1973). Shock models and wear

- processes. *The Annals of Probability*, 627–649.
- Farooq, M. A., Kirchain, R., Novoa, H., & Araujo, A. (2017). Cost of quality: Evaluating cost-quality trade-offs for inspection strategies of manufacturing processes. *Int J of Production Economics*, (188), 156-166.
- Finelli, G. B. (1991). Nasa software failure characterization experiments. *Reliability Engineering & System Safety*, 32(1-2), 155–169.
- Gers, F., Schraudolph, N., & Schmidhuber, J. (2002). Learning precise timing with lstm recurrent networks. *J of Machine Learning Research*, 115–143.
- Grochowski, D. E., & Tang, Y. (2009). A machine learning approach for optimal disassembly planning. *Int J of Comp Integrated Manuf*, 22(4), 374-383.
- Guo, F., He, S., Jia, W., Li, J., Chen, Z., & Xie, Y. (2019). Experimental study on breakdown time delay of hundreds of nanoseconds pulse under different du/dt for mm gaps. *IEEE Trans on Plasma Science*, 47(10), 4579-4583.
- Hansen, A., Hinrichsen, E. L., & Roux, S. (1990). Statistical models of breakdown and fracture. *Physica Scripta*, 1990.
- He, T., Xie, W. R., Wu, Q. H., & Shi, T. L. (2006). Process fault detection and diagnosis based on principal component analysis. *2006 Int Conf on Machine Learning and Cybernetics*, 3551-3556.
- Hectors, K., & De Waele, W. (2021). Cumulative damage and life prediction models for high-cycle fatigue of metals: A review. *Metals*, 11(2), 204.
- Hines, J. W., Tsoukalas, L. H., & Uhrig, R. E. (1997). *MATLAB supplement to fuzzy and neural approaches in engineering*. John Wiley & Sons, Inc.
- K., Komonen, K., Oedewald, P., Peltonen, M., Reiman, T., Rouhiainen, V., & Tervo, J. (2004). Safety and reliability - technology review. In VTT Technical Research Centre of Finland. VTT Research Report No. BTUO43-031209(84)
- Huan, Y. Q., Liu, Y., Goh, K. E. J., Wong, S. L., & Lau, C. S. (2021). Deep learning-enabled prediction of 2<sup>d</sup> material breakdown. *Nanotechnology*, 32(26), 265203.
- Kerezsi, B., & Howard, I. (1995). Vibration fault detection of large turbogenerators using neural networks. *Proc of ICNN'95-Inte Conf on Neural Networks*, (1)121-126.
- Ko, N. Y., Song, G., Choi, H. T., & Sur, J. (2021). Fault Detection and Diagnosis of Sensors and Actuators for Unmanned Surface Vehicles. *2021 21st Int Conf on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 1451-1453.
- Krawinkler, H., & Zohrei, M. (1983). Cumulative damage in steel structures subjected to earthquake ground motions. *Computers & Structures*, 16(1-4), 531–541.
- Kulkarni, C. S., Gorospe, G., Daigle, M., & Goebel, K. (2014). A testbed for implementing prognostic methodologies on cryogenic propellant loading systems. *2014 IEEE Autotest*, 280-289.
- Leonowicz, Z., & Lobos, T. (2003). Application of time-frequency distribution and neural networks for fault classification in power electronics. *The 3<sup>rd</sup> Int Workshop on Scientific Use of Submarine Cables and Related Technologies*, 2003, 67-71.
- Luo, J., Namburu, M., Pattipati, K., Qiao, L., Kawamoto, M., & Chigusa, S. (2003). Model-based prognostic techniques. *Proc Autotestcon 2003. IEEE Systems Readiness Tech Conf*, 330-340.
- Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *Int J of Science and Research (IJSR)*, (9)381-386.
- Medjaher, K., Moya, J.-Y., & Zerhouni, N. (2009). Failure prognostic by using dynamic Bayesian networks. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(5), 257-262.
- Mell, W., Jenkins, M. A., Gould, J., & Cheney, P. (2007). A physics-based approach to modelling grassland fires. *Int J of Wildland Fire*, 16(1), 1–22.
- Minami, K., Nakajima, H., & Toyoshima, T. (1999). Realtime discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 46(2), 179-185.
- Muñoz-Gorritz, J., Monaghan, S., Cherkaoui, K., Suñé, J., Hurley, P., & Miranda, E. (2021). Failure analysis of large area pt/hfo2/pt capacitors using multilayer perceptrons. *2021 IEEE Int Symp on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*.
- Nakagawa, T., & Kijima, M. (1989). Replacement policies for a cumulative damage model with minimal repair at failure. *IEEE Trans on Reliability*, 38(5), 581- 584.
- Okoh, C., Roy, R., Mehnen, J., & Redding, L. (2014). Overview of remaining useful life prediction techniques in through-life engineering services. *Procedia CIRP*, (16)158-163. (*Product Services Systems and Value Creation. Proceedings of the 6<sup>th</sup> CIRP Conf on Industrial Product-Service Systems*)
- Olchówka, D., Rzeszowska, A., Jurdziak, L., & Błażej, R. (2021). Statistical analysis and neural network in detecting steel cord failures in conveyor belts. *Energies*, 14(11), 3081.
- Paliwal, M., & Kumar, U. A. (2009). Neural networks and statistical techniques: A review of applications. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 2–17.
- Pandey, A., & Younan, N. H. (2010). Underground cable fault detection and identification via Fourier analysis. In *2010 International Conference on High Voltage Engineering and Application*, 618-621.
- Park, J. H., Jun, C. Y., Jeong, J. Y., & Chang, D. E. (2020). Real-time quadrotor actuator fault detection and isolation using multivariate statistical analysis techniques with sensor measurements. *2020 20<sup>th</sup> Inter Conf on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 33-37.
- Paulraj, M. P., Majid, M. S. A., Yaacob, S., Rahiman, M. H. F., & Krishnan, R. P. (2009). Statistical time energy-based damage detection in steel plates using artificial neural networks. *2009 5<sup>th</sup> Inter Colloquium on Signal Processing & Its Applications*, 33-36.
- Peng, Y., Dong, M., & Zuo, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review. *Inter Journal of Adv Manuf Tech*, 50(1), 297–313.
- Rahman, M. K. M., Azam, T., & Saha, S. K. (2010). Motor fault detection using vibration patterns. *Int Conf on Electrical & Comp Eng (ICECE 2010)*, 486-489.
- Shifat, T. A., & Jang-Wook, H. (2020). Remaining useful life estimation of bldc motor considering voltage degradation and attention-based neural network. *IEEE Access*, 8, 168414-168428.
- Shirazi, F. A., & Mahjoob, M. J. (2007). Application of discrete wavelet transform (dwt) in combustion failure detection of ic engines. *2007 5<sup>th</sup> Int Symp on Image and Signal Processing and Analysis*, 482-486.
- Subramoniam, Scott, & Dumin. (1992). A statistical model of oxide breakdown based on a physical description of wearout. *1992 Int Technical Digest on Electron Devices Meeting*, 135-138.
- Tao, S., Guang-sheng, S., Ping, Y., Jue, W., & Wei-qun, Y. (2005). Signal acquisition and analysis in the breakdown experiments with repetition rate nanosecond-pulses. *Proc of 2005 Int Symp on Electrical Insulating Materials*, (3), 833-836.
- Trojan, F., & Marçal, R. F. (2017). Proposal of maintenance-types classification to clarify maintenance concepts in

production and operations management. *J of Business Economics*, 8(7), 560–572.

Virk, S. M., Muhammad, A., Martinez Enriquez, A. M., & Escalada, I. G. (2008). Breakdown prediction of different components of robotics. *2008 Int Symp on intelligent information technology application*, (3)565-569.

Yuhai, S., Guangjian, W., & Xiangguo, C. (2007). Fault detection and analysis of distributed power system short-circuit using wavelet fractal network. *2007 8<sup>th</sup> Int Conf on Electronic Measurement and Instruments*. 3-422.

Wang, W. J., & McFadden, P. D. (1996). Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection. *J of Sound and Vibration*, 192(5), 927-939.

Zhang, B., Zhang, L., & Xu, J. (2016). Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings. *Quality and Reliability Eng Int*, 32(2), 547–554.

Zhang, K., Du, K., & Ju, Y. (2014). Algorithm of railway turnout fault detection based on PNN neural network. *2014 7<sup>th</sup> Int Symp on Computational Intelligence and Design*, (1)544-547.

#### Annexe 1- Résumé des méthodes présentées et des secteurs d'application

Auteur	Année	Domaine	Méthode	Avantages	Inconvénients
Finelli	1991	Aérospatiale	Exp	Pas besoin de modèles mathématiques complexes pour effectuer une prédiction. Elle ne nécessite que peu de données représentatives pour établir un modèle de régression ou une loi de dégradation.	Expériences coûteuses, chronophages et elles ne fournissent que des estimations globales générales pour un ensemble d'échantillons identiques. Pas nécessairement exactes pour les unités opérationnelles individuelles.
Kulkarni <i>et al.</i>	2014	Neumatique	Exp		
Guo <i>et al.</i>	2019	Énergie	Exp		
Cambon <i>et al.</i>	2017	Mécanique	Phy	Méthode très précise si la physique des modèles demeure cohérente (respect des conditions ambiantes et des hypothèses simplificatrices). Besoin de moins de données que les techniques basées sur l'apprentissage machine telles que les réseaux de neurones.	Impossible dans des cas où la modélisation physique est complexe ou encore multiphysique. Spécificité à des composants spécifiques, des conditions et des hypothèses.
Krawinkler et Zohrei	1983	Construction	Phy		
Djeziri <i>et al.</i>	2016	Laboratoire	Phy		
Hectors et De Waele	2021	Laboratoire	Phy		
Wang & McFadden	1996	Aérospatiale	SGN	Moins de données que les technologies d'apprentissage machine. Robustes et ne nécessite pas de modélisation physique détaillée.	Nécessite la collecte en mode continu (ou intermittent) de signaux (vibration, courant électrique, acoustique, thermique, etc.). La surveillance et les diagnostics sont obtenus à l'aide de techniques de traitement de signaux avec des connaissances a priori (incluant des loi de comportement et des seuils). Cette technique peut être coûteuse et nécessiter une connaissance approfondie du domaine. Les modèles peuvent s'avérer très complexes lors de l'analyse (ex. problèmes différents avec des signatures similaires).
Tao <i>et al.</i>	2005	Énergie	SGN		
Arabaci & Bilgin	2007	Fabrication	SGN		
Pandey & Younan	2010	Électrique	SGN		
Bendjama <i>et al.</i>	2012	Fabrication	SGN		
Ameid <i>et al.</i>	2017	Fabrication	SGN		
Ko <i>et al.</i>	2021	Transport	SGN		
Clark & Warwick	1995	Fabrication	AM	Ne nécessitent pas d'hypothèses ou d'estimations empiriques des paramètres physiques. Ces méthodes ont la capacité de transformer des données brutes de haute dimension en informations de dimension réduite, très utiles comme outil d'aide à la décision lors des opérations de surveillance, diagnostic et pronostic.	Grande quantité de données (incluant des conditions saines et des données issues de défaillance) est nécessaire pour que les prédictions (classificateur ou régression) soient précises.
Rahman <i>et al.</i>	2010	Électrique	AM		
Zhang <i>et al.</i>	2014	Transport	AM		
En <i>et al.</i>	2018	Transport	AM		
Shifat et Jang-Wook	2020	Électrique	AM		
Muñoz-Gorriç <i>et al.</i>	2021	Électronique	AM		
Huan <i>et al.</i>	2021	Électronique	AM		
Bisht <i>et al.</i>	2021	Transport	AM		
Bhuyan <i>et al.</i>	2022	Électrique	AM		
Hansen <i>et al.</i>	1990	Laboratoire	Hyb	Ces méthodes combinent les avantages des méthodes Phy, SGN et AM. Ils fournissent des résultats précis, résument les résultats des tests et les présentent de manière non ambiguë afin que les étages du réseau de neurones traitent les informations sans trop de modifications au préalable.	Nécessite généralement des connaissances a priori (élicitation d'avis d'experts). L'information doit être traitée avec précaution, car étant une méthode statique, elle ne pourrait pas être vérifiée correctement.
Kerezsi & Howard	1995	Mécanique	Hyb		
Minami <i>et al.</i>	1999	Mécanique	Hyb		
Leonowicz & Lobos	2003	Électrique	Hyb		
He <i>et al.</i>	2006	Fabrication	Hyb		
Yuhai <i>et al.</i>	2007	Électrique	Hyb		
Bagul <i>et al.</i>	2008	Laboratoire	Hyb		
Olchówka <i>et al.</i>	2021	Mécanique	Hyb		

AM : Apprentissage machine, Exp : expérimentale, Hyb : méthodes hybrides, Phy : modélisation Phy, SGN : Signaux de capteurs.