

I – Introduction

L'industrie nucléaire doit assurer une fiabilité maximale de ses installations, même dans des conditions extrêmes. Ce défi se décline à deux échelles complémentaires : -Échelle micro (matériaux) : Les composants des réacteurs sont exposés à des frottements intenses et à des températures élevées. La validation expérimentale de chaque revêtement protecteur reste coûteuse et chronophage.

-Échelle macro (systèmes) : La maintenance des équipements complexes génère un volume massif de données.

Les approches purement statistiques ou « data-driven » rencontrent des difficultés pour prédire les défaillances critiques sans intégrer l'expertise métier. Comment exploiter l'intelligence artificielle pour anticiper l'usure des matériaux et prédire les pannes opérationnelles, en combinant les données expérimentales et la connaissance métier ?

I-Échelle Micro: Ingénierie des Matériaux par ANN

Afin d'optimiser les revêtements thermiques, tels que le WC20Cr3C27Ni, une approche basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) a été développée. Cette méthode repose sur une modélisation non linéaire reliant neuf paramètres d'entrée incluant la charge, la vitesse, la température, la porosité et la nano-dureté aux taux d'usure et de friction. L'analyse par Mean Impact Value (MIV) met en évidence le rôle prédominant de la température, qui contribue à hauteur de 33 % à la friction, notamment via la formation d'oxydes à effet lubrifiant. Les résultats démontrent que l'ANN permet de remplacer les essais expérimentaux longs et coûteux, tout en atteignant une excellente précision prédictive ($R^2 > 0,99$), facilitant ainsi la sélection de matériaux adaptés aux environnements sévères.

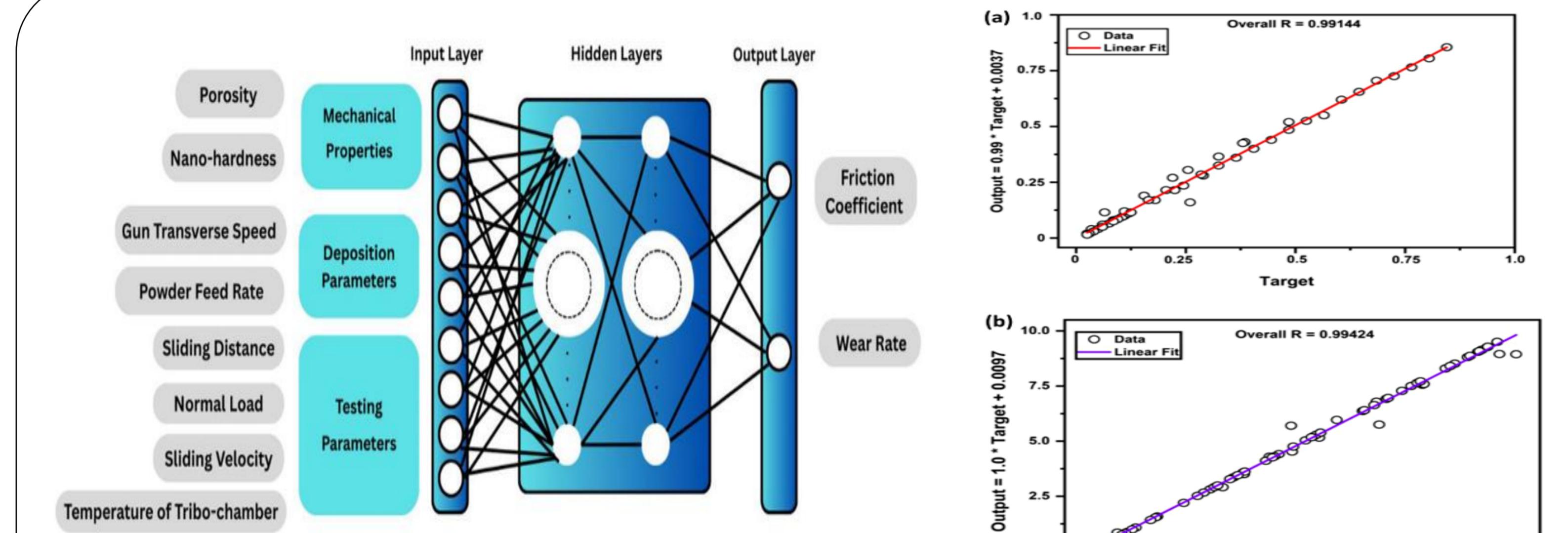


Figure 1. Représentation schématique d'un réseau de neurones artificiels modélisant la relation entre les paramètres du procédé de projection thermique, les conditions de mesure et les propriétés tribologiques résultantes[2].

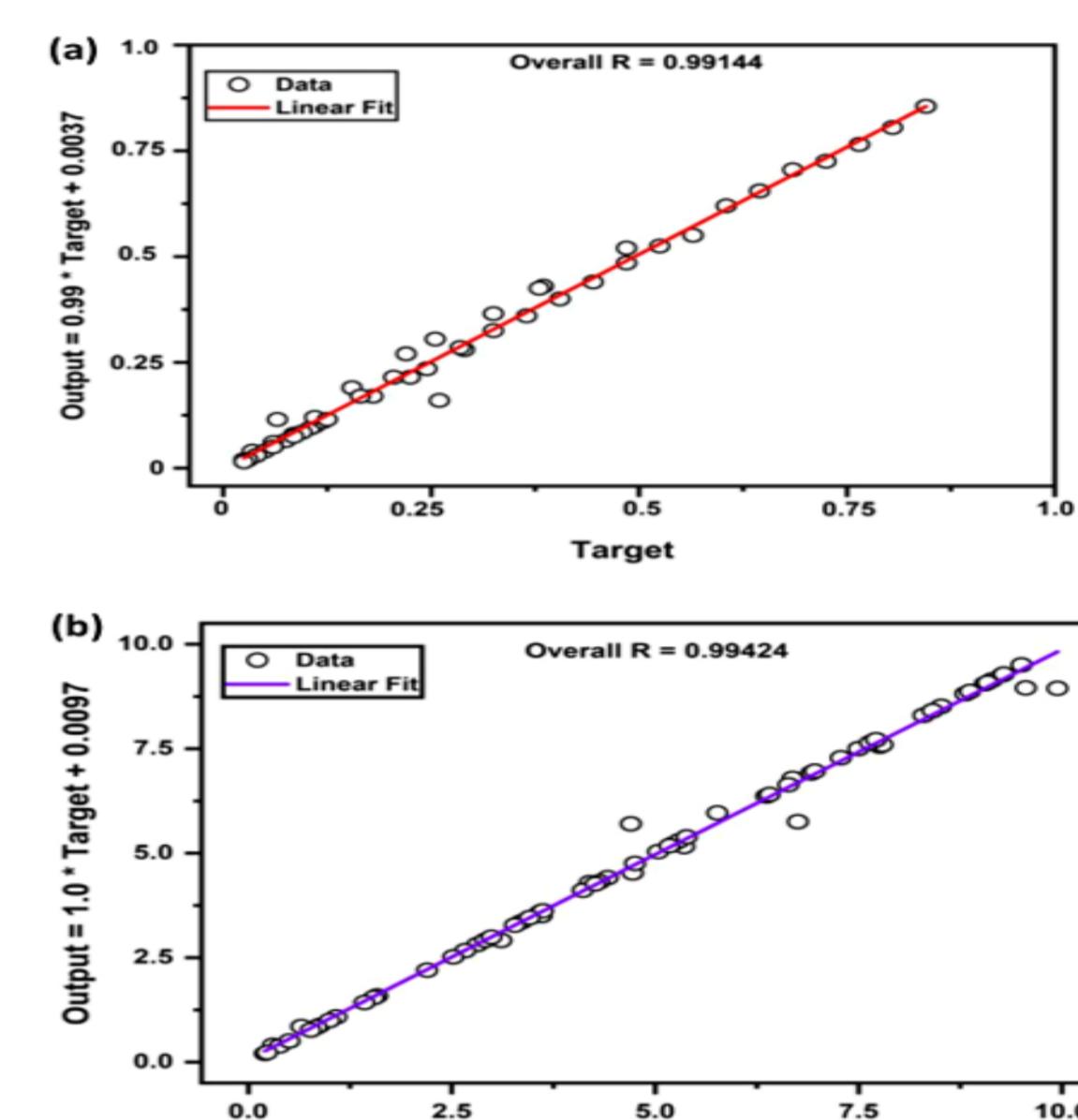


Figure 2: Performance globale de prédiction du modèle de réseau de neurones artificiels (ANN) développé pour (a) le coefficient de frottement et (b) le taux d'usure.[2]

II-Échelle Macro: Maintenance Prédictive Hybride

Pour les équipements critiques, tels que les systèmes de prélèvement de matière, une approche reposant uniquement sur l'intelligence artificielle s'avère insuffisante. Une méthodologie hybride a ainsi été développée et validée, combinant les modèles d'IA avec les connaissances métiers issues notamment de l'AMDEC et de règles expertes, intégrées directement au traitement des données et à l'entraînement des modèles. Cette hybridation permet un nettoyage intelligent des données, distinguant efficacement les défaillances réelles des erreurs de capteurs, avec l'identification de 1 490 défauts avérés contre seulement 73 par une méthode classique. Le modèle est ainsi capable de prédire les défauts bloquants, responsables d'arrêts de cycle, en exploitant conjointement l'historique des pannes et la détection de signaux faibles.

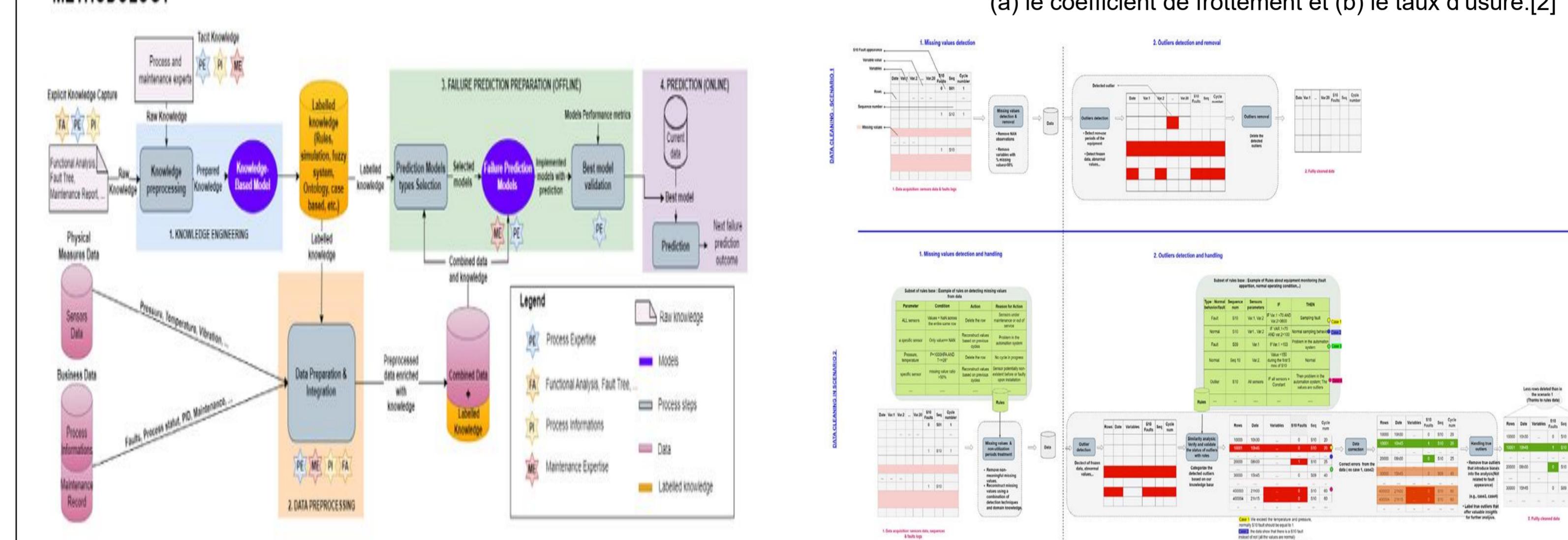


Figure 3. Méthodologie hybride proposée pour la prévision des défaillances des équipements nucléaires.[1]

Figure 4. Étapes de nettoyage des données dans les scénarios 1 et 2.[1]

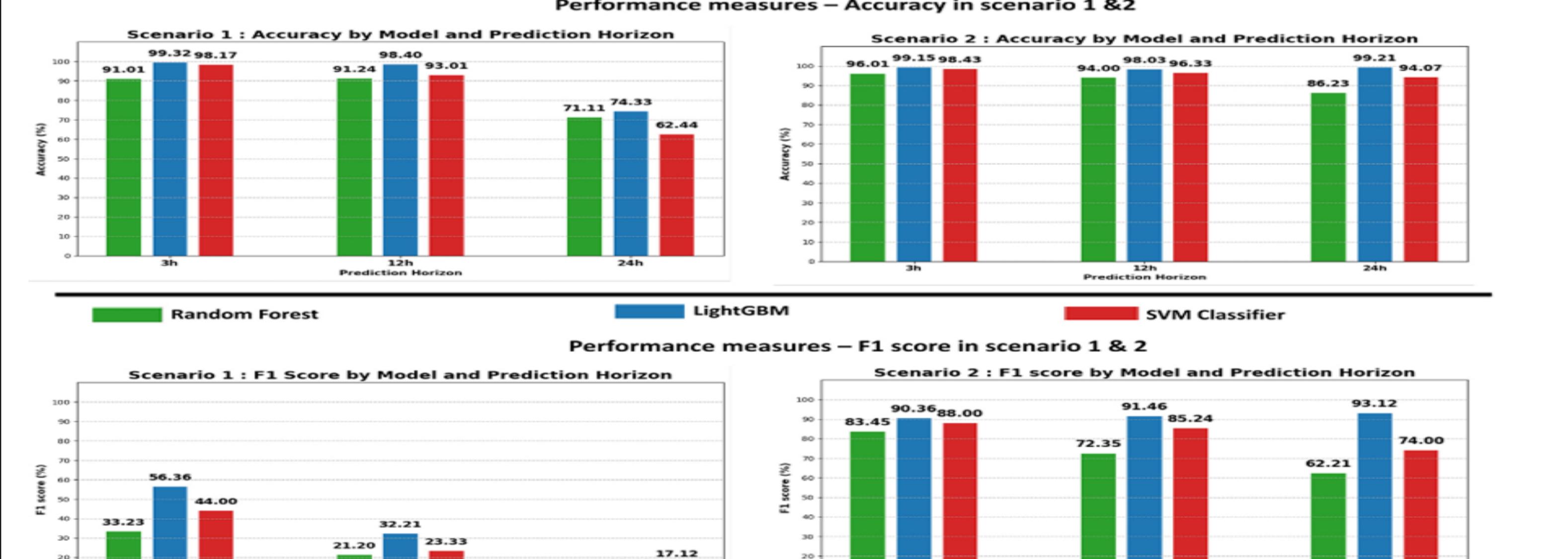


Figure 5: Comparaison de la précision (Accuracy) et du score F1 entre les scénarios 1 et 2 pour différents horizons de prédiction : 3 h, 12 h et 24 h. Les panneaux supérieurs présentent la précision des modèles, tandis que les panneaux inférieurs illustrent les scores F1 correspondants.[1]

III-Performance Comparée et Résultats

L'intégration conjointe de l'intelligence artificielle et de la connaissance métier permet d'obtenir des gains de performance significatifs aux deux échelles étudiées. À l'échelle des matériaux, le modèle ANN prédit les taux d'usure avec une erreur inférieure à 3 % par rapport aux mesures expérimentales. À l'échelle des systèmes, l'approche hybride démontre une nette supériorité face aux méthodes classiques : pour un horizon de prédiction de 24 heures, le modèle hybride basé sur LightGBM atteint un F1-score de 93,12 %, tandis que le modèle dépourvu de connaissances métiers chute à 12,43 %. Ces résultats montrent que l'ajout de contexte expert transforme des données brutes en prédictions robustes et fiables à long terme.

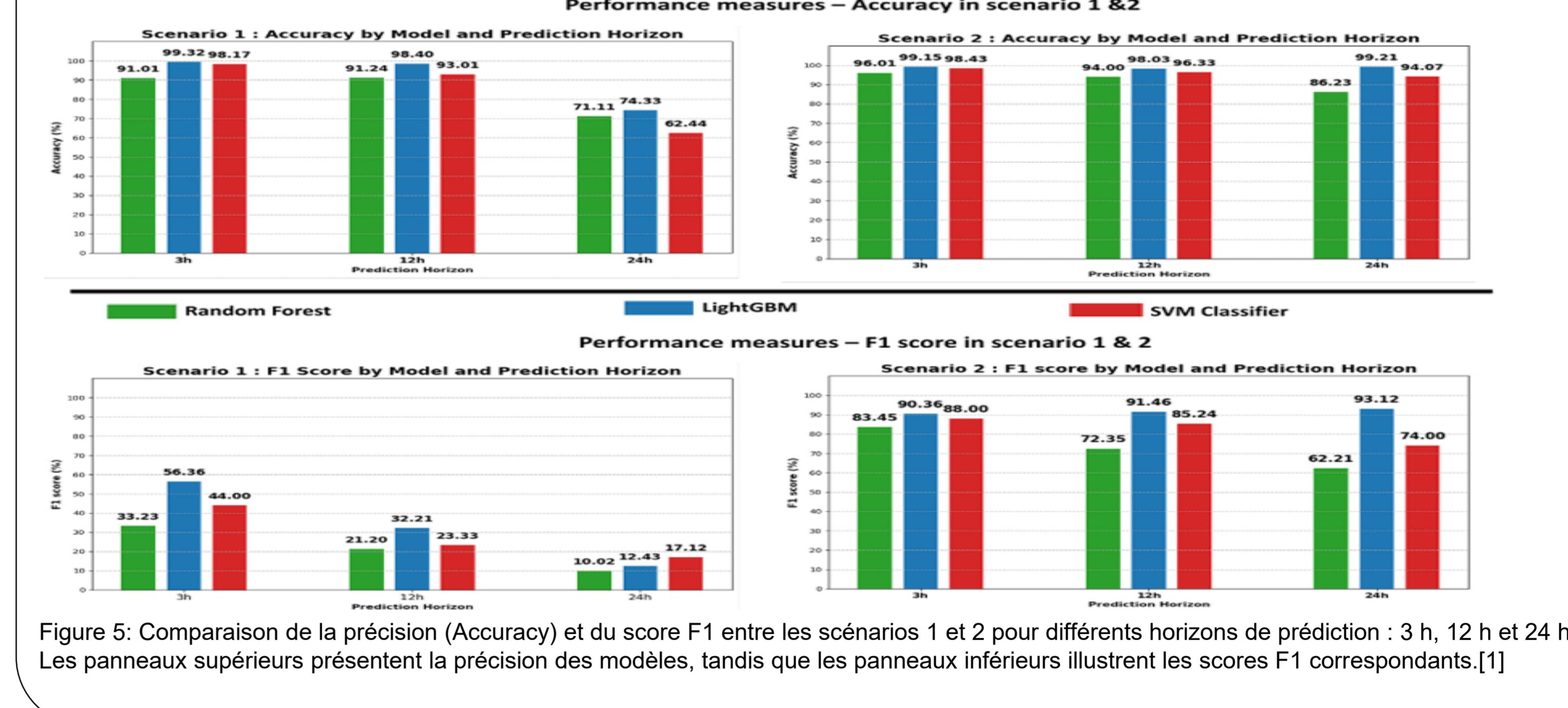


Figure 5: Comparaison de la précision (Accuracy) et du score F1 entre les scénarios 1 et 2 pour différents horizons de prédiction : 3 h, 12 h et 24 h. Les panneaux supérieurs présentent la précision des modèles, tandis que les panneaux inférieurs illustrent les scores F1 correspondants.[1]

IV-Conclusion et Impact

La synergie entre l'ingénierie des matériaux assistée par intelligence artificielle et la maintenance prédictive hybride constitue une approche intégrée et robuste en adéquation avec les enjeux du nucléaire 4.0. En phase de conception, la prévision tribologique fine permet de développer des composants plus résistants et mieux dimensionnés, contribuant à la prévention des mécanismes de dégradation. En phase d'exploitation, l'anticipation des défaillances jusqu'à 24 heures à l'avance offre une capacité de planification proactive de la maintenance, réduisant significativement les arrêts non planifiés. Cette démarche s'inscrit pleinement dans le cadre réglementaire des INB et des exigences de l'arrêté INB, en renforçant la maîtrise des risques, la disponibilité des installations et le respect des exigences strictes de sûreté nucléaire.

Indicateur de Performance	Scénario 1 (Data seule)	Scénario 2 (Hybride)	Gain
Horizon de Prédiction	3 heures	24 heures	x8
Fiabilité (F1 Score)	56,36 %	93,12 %	+36 pts
Détection de Défauts	73 identifiés	1490 identifiés	x20

Tableau 1 : les gains de la méthode hybride par rapport à la méthode classique[MOI]

Bibliographie

- Enhancing failure prediction in nuclear industry: Hybridization of knowledge- and data-driven techniques – ScienceDirect
- Artificial neural network-based prediction of tribological performance of coatings fabricated by thermal spray techniques for nuclear energy applications. ScienceDirect