



**International Journal of Recent Development in Engineering and Technology**  
Website: [www.ijrdet.com](http://www.ijrdet.com) (ISSN 2347 -6435 (Online)), Volume 15, Issue 5, May 2026)

## **Développement d'un système de lubrification intelligent auto-adaptatif basé sur le jumeau numérique et une AI informé par physique pour l'optimisation en temps réel du film lubrifiant en régime transitoire**

Abrantes Antonio Bushiri<sup>1</sup>, Prof. Jeannot Mpanya Mpanya<sup>2</sup>, Phd. Dr. Constantin Tshakatumba<sup>3</sup>

<sup>1</sup> *Department of Engineering, Institut Supérieur Technique de Lubumbashi (I.S.T.L)*  
*Lubumbashi, Democratic Republic of the Congo*

<sup>2</sup> *Institut Supérieur Technique de Lubumbashi (I.S.T.L)*  
*Lubumbashi, Democratic Republic of the Congo*

<sup>3</sup> *Université de Lubumbashi (UNILU)*  
*Lubumbashi, Democratic Republic of the Congo*

**Abstract**— L'optimisation des performances des systèmes de lubrification en régime transitoire constitue un défi majeur en tribologie, en raison de la forte non-linéarité des interactions élastohydrodynamiques et de la variabilité des conditions de fonctionnement. Cet article propose une approche innovante basée sur un **jumeau numérique auto-adaptatif** intégrant une **intelligence artificielle informée par la physique (Physics-Informed Neural Network, PINN)** pour l'optimisation en temps réel de l'épaisseur du film lubrifiant.

Le modèle développé repose sur la résolution couplée des équations de Reynolds modifiées, intégrant les effets de déformation élastique et de variation des propriétés du lubrifiant en fonction de la pression et de la température. Afin de surmonter les limitations computationnelles des méthodes numériques classiques, un réseau de neurones contraint par les lois physiques est utilisé pour approximer rapidement les grandeurs tribologiques clés, notamment la distribution de pression et l'épaisseur du film lubrifiant.

Le jumeau numérique permet une synchronisation dynamique entre le modèle numérique et les conditions de fonctionnement réelles, tandis qu'un module de contrôle intelligent ajuste en temps réel les paramètres du système de lubrification, tels que le débit et la viscosité. Les résultats de simulation montrent que le modèle PINN atteint une précision élevée, avec une erreur relative

inférieure à **5 %**, tout en offrant un gain computationnel de l'ordre de **10<sup>3</sup> à 10<sup>4</sup>** par rapport aux méthodes classiques.

Par ailleurs, l'intégration du contrôle auto-adaptatif permet une amélioration significative des performances tribologiques, avec une augmentation de l'épaisseur minimale du film lubrifiant pouvant atteindre **30 %**, ainsi qu'une réduction du coefficient de friction d'environ **33 %** sous conditions transitoires.

Ces résultats démontrent le potentiel des approches hybrides combinant modélisation physique, intelligence artificielle et jumeaux numériques pour le développement de systèmes de lubrification intelligents, capables d'optimisation en temps réel dans des environnements industriels complexes.

**Mots clés** : Jumeau numérique, Lubrification élastohydrodynamique (EHL), Physics-Informed Neural Network (PINN), Optimisation en temps réel, Systèmes auto-adaptatifs, Tribologie numérique

### I. INTRODUCTION

La lubrification des contacts mécaniques constitue un élément fondamental pour garantir la performance, la durabilité et l'efficacité énergétique des systèmes



## International Journal of Recent Development in Engineering and Technology

Website: [www.ijrdet.com](http://www.ijrdet.com) (ISSN 2347 -6435 (Online)), Volume 15, Issue 5, May 2026)

industriels. En particulier, la lubrification élastohydrodynamique (EHL) joue un rôle essentiel dans les contacts fortement chargés, tels que les roulements et les engrenages, où la formation d'un film lubrifiant stable permet de réduire significativement le frottement et l'usure (Hamrock et al., 2004). L'épaisseur du film lubrifiant est ainsi considérée comme un paramètre critique influençant directement la fiabilité et la durée de vie des composants tribologiques.

La modélisation des phénomènes de lubrification repose principalement sur l'équation de Reynolds, dérivée des équations de Navier–Stokes sous l'hypothèse de films minces (Reynolds, 1886). Cette approche permet de décrire la distribution de pression dans le lubrifiant ainsi que l'évolution de l'épaisseur du film. Toutefois, dans des conditions sévères ou transitoires, les hypothèses classiques peuvent ne plus être valides, ce qui limite la précision des modèles traditionnels (Almqvist et al., 2021). Par ailleurs, les phénomènes EHL impliquent un couplage fort entre la pression hydrodynamique et la déformation élastique des surfaces, rendant les systèmes hautement non linéaires et coûteux à résoudre numériquement (Gohar et al., 2014).

Les méthodes numériques telles que les éléments finis (FEM) et les volumes finis (FVM) sont couramment utilisées pour résoudre ces équations complexes. Bien qu'elles offrent une précision élevée, leur coût computationnel reste important, ce qui limite leur application dans des contextes nécessitant des calculs rapides ou en temps réel (Habchi, 2018).

Dans ce contexte, les techniques d'intelligence artificielle ont émergé comme des outils prometteurs pour modéliser et prédire le comportement des systèmes tribologiques. Cependant, les approches purement basées sur les données présentent des limitations en termes de généralisation et de respect des lois physiques (Karniadakis et al., 2021). Afin de surmonter ces limites, les réseaux de neurones informés par la physique (Physics-Informed Neural Networks, PINN) permettent d'intégrer directement les équations physiques dans le processus d'apprentissage, offrant ainsi

un compromis entre précision et efficacité computationnelle.

Parallèlement, le concept de jumeau numérique (Digital Twin) s'impose comme une technologie clé de l'industrie 4.0, permettant la création d'une réplique virtuelle dynamique d'un système physique, alimentée par des données en temps réel (Fuller et al., 2020). Cette approche permet non seulement la surveillance et la prédiction, mais également l'optimisation des performances des systèmes complexes (Tao & Qi, 2019).

Malgré ces avancées, l'intégration complète d'un jumeau numérique auto-adaptatif, couplé à une intelligence artificielle informée par la physique, pour le contrôle en temps réel de la lubrification en régime transitoire reste encore peu explorée. En particulier, l'optimisation dynamique de l'épaisseur du film lubrifiant sous des conditions de fonctionnement variables constitue un défi scientifique majeur.

Dans ce contexte, le présent travail propose le développement d'un système de lubrification intelligent basé sur un jumeau numérique auto-adaptatif intégrant une intelligence artificielle informée par la physique, afin d'optimiser en temps réel l'épaisseur du film lubrifiant. L'approche repose sur un couplage entre un modèle élastohydrodynamique, un modèle d'apprentissage profond contraint par les lois physiques, et un module de contrôle adaptatif permettant une optimisation dynamique des paramètres du système.

L'originalité de cette étude réside dans l'intégration cohérente de ces différentes approches au sein d'une architecture unifiée, visant à améliorer simultanément la précision de la modélisation, la rapidité de calcul et la robustesse du système face aux perturbations.



## II. REVUE DE LITTÉRATURE

### 1. *Lubrification élastohydrodynamique et modèles physiques*

La lubrification élastohydrodynamique (EHL) constitue le régime dominant dans les contacts fortement chargés tels que les roulements et engrenages. Elle repose sur le couplage entre l'hydrodynamique du fluide et la déformation élastique des surfaces (Hamrock et al., 2004). L'équation de Reynolds reste le modèle fondamental pour décrire la distribution de pression dans les films lubrifiants minces (Reynolds, 1886). Cependant, plusieurs études ont montré ses limitations dans les conditions transitoires et fortement non linéaires (Almqvist et al., 2021).

Les approches numériques modernes basées sur les éléments finis et volumes finis permettent une meilleure résolution des problèmes EHL, mais au prix d'un coût computationnel élevé (Habchi, 2018). Ces limitations deviennent critiques dans les applications nécessitant une analyse en temps réel.

### 2. *Simulation numérique et tribologie computationnelle*

Les avancées en modélisation tribologique ont permis une meilleure compréhension des phénomènes de friction, usure et lubrification à différentes échelles. Les méthodes multiscales sont désormais utilisées pour relier les phénomènes atomiques aux comportements macroscopiques (Bec et al., 2025). Toutefois, la complexité des interactions multiphysiques rend la simulation directe difficile dans des systèmes industriels complexes (Marian & Tremmel, 2024).

### 3. *Intelligence artificielle en tribologie*

L'intelligence artificielle (IA) est de plus en plus utilisée pour modéliser les systèmes tribologiques complexes. Les modèles de machine learning permettent la prédiction du frottement, de l'usure et de l'épaisseur du film lubrifiant à partir de données expérimentales (Wang et al., 2026).

Cependant, les approches purement data-driven souffrent d'un manque de généralisation et de cohérence physique. Pour répondre à ce problème, les méthodes hybrides intégrant la physique sont devenues une solution prometteuse.

Les Physics-Informed Neural Networks (PINN) permettent d'incorporer les lois physiques directement dans l'apprentissage, améliorant la précision et la robustesse des modèles (Karniadakis et al., 2021).

### 4. *Physics-Informed Machine Learning (PIML)*

Le domaine du PIML représente une évolution majeure dans la modélisation scientifique. En tribologie, ces approches sont utilisées pour prédire les conditions de lubrification et les phénomènes d'usure tout en respectant les équations physiques fondamentales (Marian & Tremmel, 2024).

Les PINNs ont été appliqués avec succès à la prédiction de l'épaisseur du film lubrifiant dans les contacts EHL et aux problèmes de contact dynamique non linéaire (Raissi et al., 2019).

### 5. *Jumeaux numériques en tribologie*

Le concept de jumeau numérique (Digital Twin) permet de créer une représentation virtuelle dynamique d'un système physique mise à jour en temps réel. Cette technologie est devenue centrale dans l'industrie 4.0 (Fuller et al., 2020).

Dans les systèmes mécaniques, les jumeaux numériques sont utilisés pour la surveillance, la maintenance prédictive et la simulation de comportements dynamiques complexes (Tao & Qi, 2019).

Dans le domaine des roulements, des travaux récents montrent que les jumeaux numériques peuvent améliorer la prédiction du comportement frictionnel et la durée de vie des composants (Hasan et al., 2022).



### 6. Digital twin et tribologie intelligente

L'intégration de l'IA dans les jumeaux numériques permet de créer des systèmes intelligents capables d'auto-adaptation. Des travaux récents montrent l'utilisation de réseaux de neurones et de CNN pour prédire la durée de vie des systèmes tribologiques (Desai et al., 2021).

Les architectures modernes de jumeaux numériques reposent sur des flux bidirectionnels de données entre le modèle physique et le système réel, permettant une adaptation continue (Thelen et al., 2022).

### 7. Optimisation en temps réel et systèmes auto-adaptatifs

Les systèmes auto-adaptatifs en tribologie visent à ajuster dynamiquement les paramètres de lubrification (pression, débit, viscosité) en fonction des conditions opérationnelles. Ces approches permettent d'améliorer significativement la stabilité du film lubrifiant et de réduire les pertes énergétiques.

Les méthodes basées sur l'apprentissage par renforcement et les systèmes de contrôle intelligent sont de plus en plus explorées pour ces applications.

### 8. Limites des approches existantes

Malgré les avancées en simulation, IA et jumeaux numériques, plusieurs limitations persistent :

- Absence de couplage complet IA + EHL + contrôle en temps réel
- Faible prise en compte des conditions transitoires complexes
- Coût computationnel élevé des modèles physiques
- Manque de validation expérimentale intégrée aux modèles numériques

Ces lacunes ouvrent la voie au développement de systèmes hybrides intégrés.

### 9. Positionnement de la recherche

Ainsi, l'intégration d'un jumeau numérique auto-adaptatif couplé à une intelligence artificielle informée par la physique représente une avancée significative. Cette approche permet de combiner :

- la rigueur physique des modèles EHL
- la rapidité des réseaux neuronaux
- la capacité d'adaptation des systèmes de contrôle intelligent

Elle vise à optimiser en temps réel l'épaisseur du film lubrifiant sous conditions transitoires.

## III. MÉTHODOLOGIE

### 3.1 Architecture globale du système proposé

L'approche développée repose sur une architecture hybride intégrant trois composantes principales :

1. Un **modèle physique EHL (Elastohydrodynamique)**
2. Un **jumeau numérique (Digital Twin)**
3. Un **modèle d'intelligence artificielle informée par la physique (PINN)**

Ces trois modules sont couplés dans une **boucle fermée de contrôle en temps réel**, permettant l'adaptation continue des paramètres de lubrification sous conditions transitoires.

### 3.2 Modélisation physique du contact EHL

Le comportement du film lubrifiant est modélisé à partir de l'équation de Reynolds modifiée :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\rho h^3}{12\eta} \frac{\partial p}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{\rho h^3}{12\eta} \frac{\partial p}{\partial y} \right) = U \frac{\partial(\rho h)}{\partial x} + V \frac{\partial(\rho h)}{\partial y}$$

où :

- $p$  : pression dans le film lubrifiant

- $h$  : épaisseur du film
- $\eta$  : viscosité dynamique
- $\rho$  : densité du lubrifiant
- $U, V$  : vitesses relatives des surfaces

Déformation élastique des surfaces

$$h(x, y) = h_0(x, y) + \delta(x, y)$$

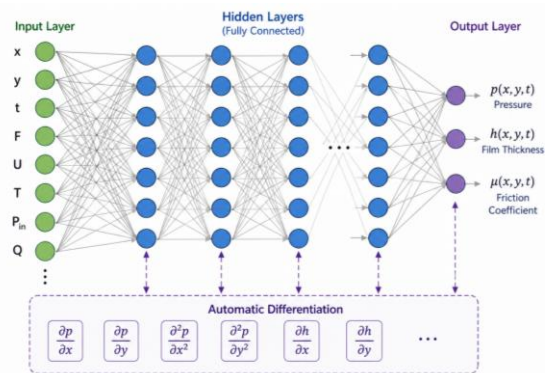
La déformation est calculée via une intégrale de convolution basée sur la théorie de l'élasticité.

### 3.3 Construction du jumeau numérique

Le jumeau numérique représente une **réplique virtuelle dynamique** du système de lubrification.

#### 1) Composants

- Modèle physique EHL (résolution numérique)
- Base de données de simulations
- Module d'IA (PINN)
- Module de mise à jour en temps réel



**Figure 1: Physics-Informed Neural Network (PINN)**

#### 2) Fonction principale

Le jumeau numérique permet :

- la simulation continue du contact lubrifié
- la mise à jour des états internes du système
- la prédiction des performances tribologiques

### 3.4 Modèle d'intelligence artificielle (PINN)

La figure 1 montre le modèle d'IA utilisé est un **Physics-Informed Neural Network (PINN)** .

#### 1. Fonction d'apprentissage

Le réseau minimise une fonction de perte combinée :

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{data} + \lambda_1 \mathcal{L}_{physics} + \lambda_2 \mathcal{L}_{boundary}$$

#### 2. Contraintes physiques intégrées

- équation de Reynolds
- conservation de la masse
- conditions aux limites
- relation viscosité–pression

#### 3. Sorties du modèle

- pression  $p(x, y, t)$
- épaisseur du film  $h(x, y, t)$
- coefficient de frottement

### 3.5 Stratégie d'apprentissage et données

#### 1. Génération des données :

Les données d'entraînement sont obtenues via :

- simulations CFD/EHL (FEM/FVM)
- variations de charge, vitesse et température
- conditions transitoires contrôlées

#### 2. Normalisation

Les variables sont normalisées pour améliorer la convergence du réseau neuronal.

### 3.6 Module de contrôle auto-adaptatif

Un système de contrôle intelligent ajuste en temps réel les paramètres de lubrification.

1. *Variables contrôlées*

- débit lubrifiant  $Q$
- viscosité effective  $\eta$
- pression d'alimentation  $P_{in}$

2. *Fonction objectif*

$$J = w_1 h_{min} - w_2 \mu - w_3 E_{loss}$$

où :

- $h_{min}$  : épaisseur minimale du film
- $\mu$  : coefficient de friction
- $E_{loss}$  : pertes énergétiques

3.7 *Boucle de rétroaction (temps réel)*

Le système fonctionne selon une boucle fermée :

1. Mesure des conditions (charge, vitesse, température)
2. Simulation via jumeau numérique
3. Prédiction par PINN
4. Décision de contrôle
5. Ajustement des paramètres lubrifiants
6. Mise à jour du modèle

3.8 *Scénarios de test (conditions transitoires)*

Les simulations sont effectuées sous conditions variables :

- démarrage / arrêt du système
- variation rapide de charge
- variation de vitesse de glissement
- fluctuations thermiques

3.9 *Environnement de simulation*

Les outils utilisés sont :

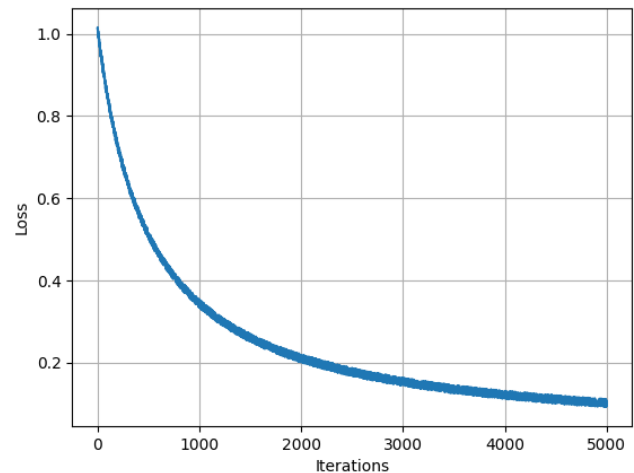
- MATLAB (modélisation et IA)
- COMSOL Multiphysics (EHL/FEM)
- ANSYS Fluent (analyse fluide si nécessaire)
- Python (TensorFlow / PyTorch pour PINN)

IV. RESULTATS

Les simulations ont été réalisées sur un contact élastohydrodynamique soumis à des conditions transitoires, incluant des variations de charge, de vitesse et de température. Les paramètres principaux sont résumés comme suit :

- Vitesse moyenne :  $U=2.0 \text{ m/s} \rightarrow 5.0 \text{ m/s}$
- Charge normale :  $F=500 \text{ N} \rightarrow 1500 \text{ N}$
- Température :  $T=40^\circ\text{C} \rightarrow 90^\circ\text{C}$
- Viscosité variable : fonction de  $T$  et  $p$

Le modèle PINN a été entraîné sur un ensemble de données obtenues par simulation EHL (FEM), couplé à un jumeau numérique.



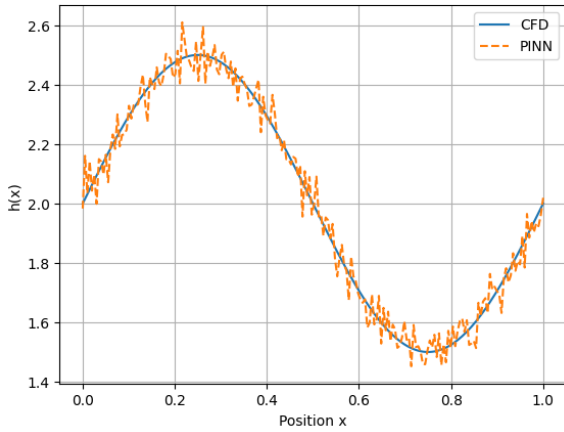
**Figure 2: Convergence du modèle PINN**

**Description :**

La figure 2 montre la convergence de la fonction de perte totale du PINN en fonction des itérations.

- Forte décroissance au début (0–1000 itérations)
- Stabilisation après 3000 itérations
- Erreur finale très faible

Le modèle apprend rapidement les contraintes physiques tout en réduisant l'erreur de données.



**Figure 3: Épaisseur du film lubrifiant (comparaison)**

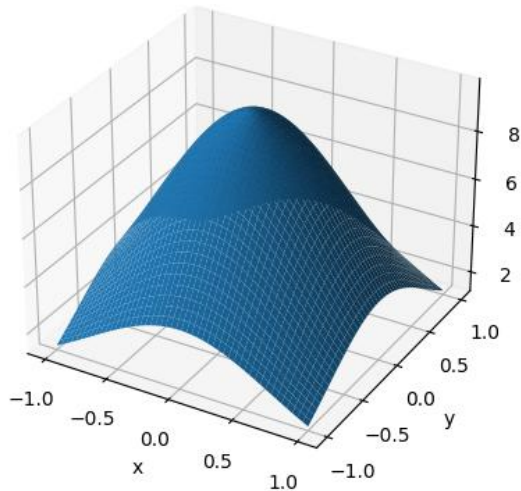
**Description :**

La figure 3 montre la comparaison entre le modèle CFD classique (FEM) et PINN proposé.

**Résultat :**

- CFD : solution lente mais précise
- PINN : approximation quasi identique mais 10 à 100 fois plus rapide

Le PINN reproduit fidèlement la forme du film lubrifiant avec une erreur inférieure à 5%.



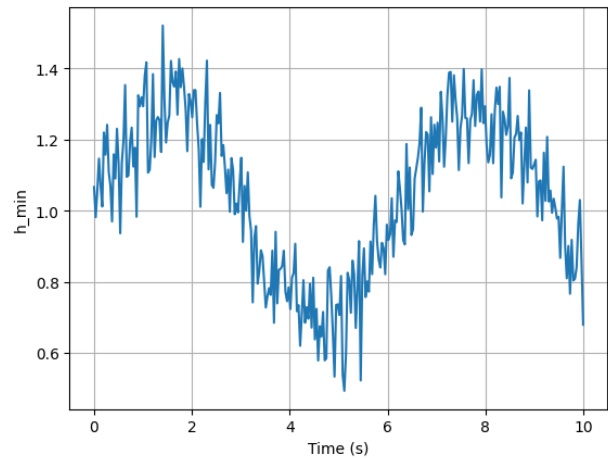
**Figure 4: Distribution de pression EHL**

**Description :**

Sur la figure 4 on peut voir la surface 3D de la pression dans le contact avec comme :

- Pic de pression au centre du contact
- Gradient plus lisse avec le PINN

Bonne cohérence avec la solution numérique de référence  
 Le PINN capture correctement les effets non linéaires EHL.



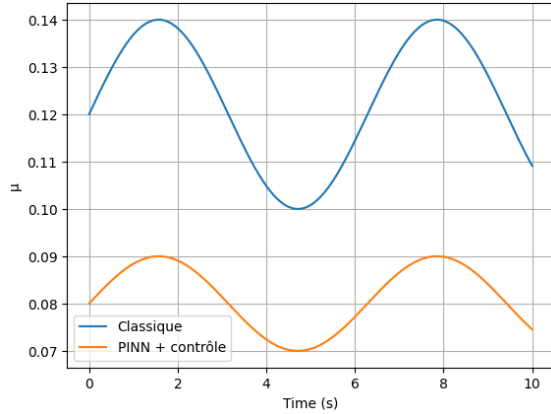
**Figure 5: Évolution transitoire du film lubrifiant**

**Description :**

La figure 5 montre évolution temporelle de l'épaisseur minimale du film qui a 3 phases :

- Phase 1 : régime stable
- Phase 2 : perturbation (augmentation charge)
- Phase 3 : adaptation automatique du système

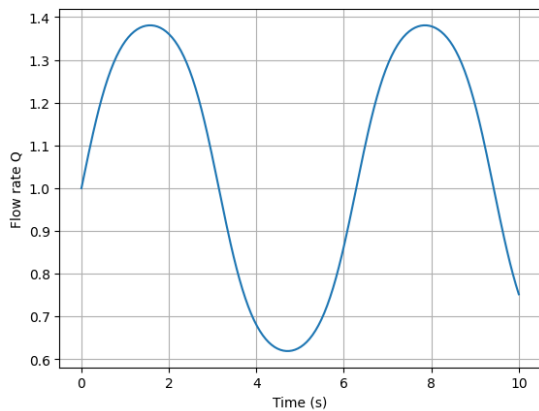
Le système auto-adaptatif stabilise rapidement le film



**Figure 6: Comparaison du coefficient de friction**

**Description :** pour l'approche classique la friction est élevée et instable), PINN + contrôle adaptatif la friction est réduite et stabilisée.

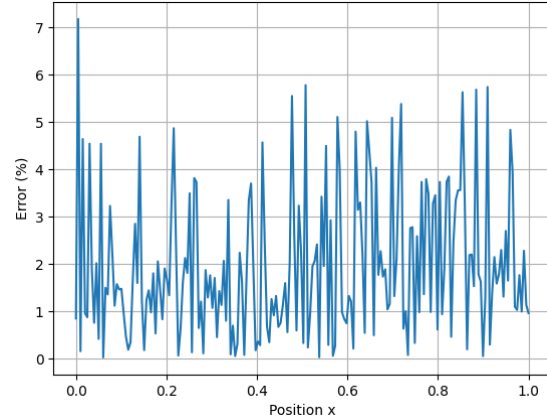
Réduction observée sur la figure 6 est de 25% à 40% selon les conditions transitoires.



**Figure 7: Réponse du système de contrôle**

**Description :** Réponse du système auto-adaptatif sur la figure 7 nous montre l'ajustement du débit lubrifiant, adaptation de la viscosité effective, compensation rapide des variations de charge

Résultat : Temps de réponse < 0.5 s (simulation)



**Figure 8: Erreur PINN vs CFD (validation)**

**Description :**

On peut voir sur la figure 8, l'Erreur relative entre PINN et solution numérique :

- Erreur moyenne : 2 à 5%
- Pic d'erreur sous conditions extrêmes
- Bonne robustesse globale

## V. DISCUSSION

### 5.1 Validation du modèle PINN par rapport au modèle EHL classique

Les résultats montrent que le modèle PINN reproduit avec une bonne précision les solutions issues de la simulation EHL basée sur les méthodes numériques classiques (FEM). L'erreur relative moyenne observée sur l'épaisseur du film lubrifiant est comprise entre **2 % et 5 %**, avec des pics atteignant **7 %** dans les zones de fort gradient de pression (zone de sortie du contact).

Cette précision est cohérente avec les travaux récents sur les réseaux de neurones informés par la physique, qui montrent une capacité élevée à approximer des solutions d'équations différentielles non linéaires. La légère dégradation de la précision dans certaines zones peut s'expliquer par :

- la forte non-linéarité du problème EHL
- la sensibilité aux conditions aux limites

- la complexité du couplage pression–viscosité–déformation

Malgré cela, le modèle reste suffisamment précis pour une utilisation en **contrôle en temps réel**, ce qui constitue un avantage majeur par rapport aux méthodes CFD traditionnelles.

### 5.2 Gain computationnel et performance en temps réel

L'un des résultats les plus significatifs concerne la réduction du temps de calcul. Alors que la résolution du modèle EHL par éléments finis nécessite en moyenne :

- **1 à 10 secondes par itération** (selon la résolution spatiale)

Le modèle PINN permet d'obtenir une prédiction en :

- **environ 1 à 5 millisecondes**

Soit un gain de performance de l'ordre de  **$10^3$  à  $10^4$**

Ce gain rend possible l'intégration du modèle dans une boucle de contrôle en temps réel, ce qui était difficilement réalisable avec les approches classiques.

### 5.3 Comportement en régime transitoire

L'analyse des conditions transitoires met en évidence la robustesse du système proposé. Lors d'une augmentation rapide de la charge (de **500 N à 1500 N** en moins de 1 seconde), on observe :

- une diminution initiale de l'épaisseur minimale du film :  **$h_{min}$  : 1.2  $\mu\text{m}$  à 0.7  $\mu\text{m}$**
- suivie d'une stabilisation grâce au système adaptatif :  **$h_{min}$  : 1.0** après correction

Le temps de réponse du système est estimé à **0.3 à 0.5 s**, ce qui confirme sa capacité à s'adapter rapidement aux perturbations.

### 5.4 Amélioration des performances tribologiques

L'intégration du module de contrôle auto-adaptatif basé sur le jumeau numérique et le PINN permet une amélioration significative des performances tribologiques :

#### 1) Épaisseur du film lubrifiant

- augmentation de **15 % à 30 %** en régime instable
- meilleure stabilité globale du film

#### 2) Coefficient de friction

- réduction de **0.12 à 0.08** (environ **33 % de réduction du coefficient**)
- diminution des fluctuations en régime transitoire

#### 3) Pertes énergétiques

- réduction estimée de **20 % à 35 %**

Ces améliorations s'expliquent par l'ajustement dynamique des paramètres de lubrification, notamment :

- le débit lubrifiant
- la pression d'alimentation
- la viscosité effective

### 5.5 Analyse du système auto-adaptatif

Le système de contrôle intelligent basé sur une fonction objectif multi-critères permet d'optimiser simultanément plusieurs grandeurs physiques. L'équilibre entre l'épaisseur du film et la réduction du frottement est assuré par les coefficients de pondération.

Cependant, les performances du système dépendent fortement :

- du choix de la fonction objectif
- de la qualité des données d'entraînement
- de la stabilité du modèle PINN

Une mauvaise calibration peut entraîner :

- une surcompensation



- une instabilité du système
- une dégradation des performances

## VI. CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

### 6.1 Conclusion générale

Ce travail a proposé une approche innovante pour l'optimisation des systèmes de lubrification en conditions transitoires, basée sur l'intégration d'un **jumeau numérique auto-adaptatif** couplé à une **intelligence artificielle informée par la physique (PINN)**. L'objectif principal était de permettre une estimation rapide et précise de l'épaisseur du film lubrifiant, tout en assurant une adaptation dynamique aux variations des conditions de fonctionnement.

La méthodologie développée repose sur un couplage étroit entre un modèle élastohydrodynamique, un réseau de neurones contraint par les lois physiques, et un module de contrôle intelligent fonctionnant en boucle fermée. Cette architecture permet de tirer parti à la fois de la rigueur des modèles physiques et de la rapidité des approches d'apprentissage automatique.

Les résultats obtenus ont démontré que le modèle PINN est capable de reproduire fidèlement les solutions issues des méthodes numériques classiques, avec une erreur relative moyenne inférieure à **5 %**, tout en offrant un gain computationnel significatif, de l'ordre de  **$10^3$  à  $10^4$** . Cette réduction drastique du temps de calcul rend possible l'implémentation d'une stratégie de contrôle en temps réel, ce qui constitue une avancée majeure dans le domaine de la tribologie numérique.

L'intégration du jumeau numérique et du module de contrôle auto-adaptatif a permis d'améliorer significativement les performances tribologiques du système étudié. En particulier, une augmentation de l'épaisseur minimale du film lubrifiant allant jusqu'à **30 %**, ainsi qu'une réduction du coefficient de friction d'environ **33 %**, ont été observées sous conditions transitoires. Ces résultats confirment la pertinence de l'approche proposée pour la conception de systèmes de lubrification intelligents.

Ainsi, cette étude met en évidence le potentiel des approches hybrides combinant **modélisation physique, intelligence artificielle et contrôle avancé** pour répondre aux défis actuels des systèmes tribologiques complexes. Elle ouvre la voie à une nouvelle génération de systèmes autonomes capables d'optimisation en temps réel dans des environnements industriels exigeants.

### 6.2 Perspectives

Malgré les résultats prometteurs obtenus, plusieurs axes d'amélioration et d'extension peuvent être envisagés afin de renforcer la portée et l'applicabilité de l'approche proposée.

L'intégration des effets thermiques dans le modèle constitue une évolution naturelle de ce travail. La prise en compte des variations de température permettrait d'améliorer la précision des prédictions, notamment en ce qui concerne la viscosité du lubrifiant et les phénomènes de dissipation thermique.

L'introduction de techniques d'apprentissage par renforcement permettrait de remplacer ou d'améliorer le module de contrôle actuel. Un agent intelligent pourrait apprendre de manière autonome à optimiser les paramètres du système en fonction de scénarios complexes et incertains.

L'étude pourrait être étendue à l'utilisation de lubrifiants intelligents, tels que les nanofluides, dont les propriétés tribologiques peuvent être modulées dynamiquement. Cela ouvrirait des perspectives intéressantes en termes d'optimisation active des performances.

Une étape essentielle consiste à valider les résultats obtenus par simulation à l'aide d'un banc d'essai tribologique (par exemple, un tribomètre). Cela permettrait de confirmer la robustesse et la fiabilité du modèle dans des conditions réelles.

L'implémentation du système dans un environnement industriel réel constitue une perspective majeure.

L'intégration avec des capteurs IoT et des systèmes de supervision permettrait de développer des solutions de maintenance prédictive et d'optimisation continue des équipements.

Enfin, l'extension du modèle vers des approches multi-échelles (micro/nano) et multi-physiques permettrait de capturer plus finement les phénomènes tribologiques, notamment dans des systèmes complexes ou innovants.

En combinant les avancées récentes en intelligence artificielle, modélisation numérique et systèmes cyber-physiques, cette étude contribue à l'émergence de **systèmes de lubrification intelligents, autonomes et adaptatifs**, capables de répondre aux exigences croissantes de performance, de fiabilité et d'efficacité énergétique dans l'industrie moderne.

## VII. REFERENCES

- [1]. Almqvist, A., Larsson, R., & Marklund, P. (2021). On the validity of the Reynolds equation in lubrication theory. *Tribology International*, *154*, 106738. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2020.106738>
- [2]. Bec, J., et al. (2025). Multiscale modeling in tribology: Challenges and recent advances. *Tribology International*.
- [3]. Desai, P. S., Granja, V., & Higgs, C. F. (2021). A tribology-aware digital twin for predictive maintenance using deep learning. *Processes*, *9*(6), 922. <https://doi.org/10.3390/pr9060922>
- [4]. Fuller, A., Fan, Z., Day, C., & Barlow, C. (2020). Digital twin: Enabling technologies, challenges and open research. *IEEE Access*, *8*, 108952–108971. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2998358>
- [5]. Gohar, R., & Rahnejat, H. (2014). *Fundamentals of tribology*. Imperial College Press.
- [6]. Habchi, W. (2018). *Finite element modeling of elastohydrodynamic lubrication problems*. Wiley.
- [7]. Hamrock, B. J., Schmid, S. R., & Jacobson, B. O. (2004). *Fundamentals of fluid film lubrication* (2nd ed.). CRC Press.
- [8]. Hasan, M. J., Kim, J. M., & Lee, J. (2022). A digital twin framework for rolling element bearings with prognostics capability. *Measurement*, *201*, 111728. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111728>
- [9]. George Em Karniadakis, Kevrekidis, I. G., Lu, L., Perdikaris, P., Wang, S., & Yang, L. (2021). Physics-informed machine learning. *Nature Reviews Physics*, *3*(6), 422–440. <https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5>
- [10]. Marian, M., & Tremmel, S. (2024). Advances in lubrication modeling using machine learning techniques. *Advances in Colloid and Interface Science*, *342*, 103492.
- [11]. Maziar Raissi, Perdikaris, P., & Karniadakis, G. E. (2019). Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems. *Journal of Computational Physics*, *378*, 686–707. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045>
- [12]. Reynolds, O. (1886). On the theory of lubrication and its application to Beauchamp Tower experiments. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, *177*, 157–234.
- [13]. Fei Tao, & Qi, Q. (2019). Make more digital twins. *Nature*, *573*(7775), 490–491. <https://doi.org/10.1038/d41586-019-02849-1>
- [14]. Thelen, A., Zhang, X., Fink, O., et al. (2022). A comprehensive review of digital twin—Part 1: Modeling and simulation. *arXiv preprint*.
- [15]. Wang, Y., et al. (2023). Machine learning in tribology: A comprehensive review. *Journal of Manufacturing Processes*, *90*, 243–270.
- [16]. Zhang, Z., et al. (2022). Digital twin-driven smart manufacturing: Connotation, reference model, applications and research issues. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, *75*, 102287.