

Application de l'IA en Mécanique : Maintenance Préditive

Projet AI en Mécanique

ARKHIS M'HAMMED RADOUANE ELARFAOUI FARID ELABISI
AMYNE ED-DARIF SABANE MOHAMMED KHALID LOULIJET

École Nationale des Sciences Appliquées
Département Génie Mécanique
Université Sidi Ben Abdellah
-Fes-

11 décembre 2025

Plan de la présentation

- 1 Introduction
- 2 Contexte et Objectifs
- 3 Types d'Apprentissage
- 4 Types d'Architectures Neuronales
- 5 Méthodologie
- 6 Résultats et Analyse
- 7 Conclusion

Introduction

Introduction

- **Contexte** : Convergence de l'ingénierie mécanique et de l'intelligence artificielle (Industrie 4.0).
- **Sujet** : Maintenance prédictive des machines industrielles.
- **Objectif** : Anticiper les pannes pour optimiser la production et réduire les coûts.
- **Approche** : Utilisation de réseaux de neurones artificiels (RNA) sous MATLAB.

Contexte et Objectifs

Problématique

Les approches traditionnelles de maintenance présentent des limites :

- **Maintenance Corrective :**

- Réactive (après la panne).
- Coûts d'arrêt imprévisibles et élevés.

- **Maintenance Préventive :**

- Planifiée (intervalles fixes).
- Gaspillage potentiel (remplacement de pièces saines).

Question : Comment intervenir au *bon moment* ?

Objectif du Projet

Développer un système de **Maintenance Prédictive Intelligent**.

Mission

Concevoir et entraîner un modèle de réseau de neurones capable de classifier l'état de la machine en temps réel :

- **0** : Fonctionnement Normal
- **1** : Panne DéTECTée

Basé sur les données de capteurs (température, vitesse, couple, etc.).

Types d'Apprentissage

Types d'Apprentissage

L'intelligence artificielle utilise différents paradigmes d'apprentissage :

1. Apprentissage Supervisé

- Données étiquetées (entrées + sorties connues).
- Objectif : Apprendre une fonction de mapping.
- Exemples : Classification, Régression.

2. Apprentissage Non Supervisé

- Données non étiquetées.
- Objectif : Découvrir des patterns cachés.
- Exemples : Clustering, Réduction de dimensionnalité.

Types d'Apprentissage (suite)

3. Apprentissage par Renforcement

- Agent interagit avec un environnement.
- Apprend par essais-erreurs avec récompenses/pénalités.
- Exemples : Jeux, Robotique, Contrôle optimal.

4. Apprentissage Semi-Supervisé

- Combinaison de données étiquetées et non étiquetées.
- Utile quand l'étiquetage est coûteux.

Notre Projet

Utilise l'**Apprentissage Supervisé** (classification binaire : Normal/Panne).

Types d'Architectures Neuronales

Régression Linéaire

Régression Linéaire : Modèle le plus simple pour prédire une valeur continue.

Formulation

$$y = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$$

où w_i sont les poids et x_i les features.

- **Avantages** : Simple, interprétable, rapide.
- **Limites** : Hypothèse de linéarité, ne capture pas les relations complexes.

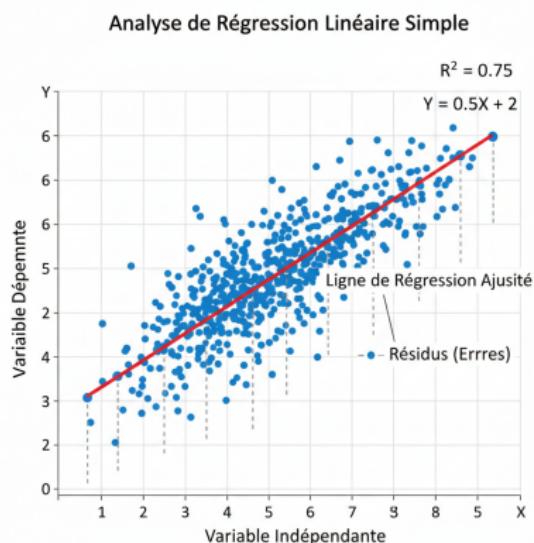


Figure – Visualisation de la régression linéaire

Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

Perceptron Multicouche (MLP) : Architecture de base des RNA.

Composants :

- Couche d'entrée
- Couches cachées
- Couche de sortie
- Fonctions d'activation

Avantages :

- Capture des relations non-linéaires
- Apprentissage automatique de features
- Puissance d'approximation universelle

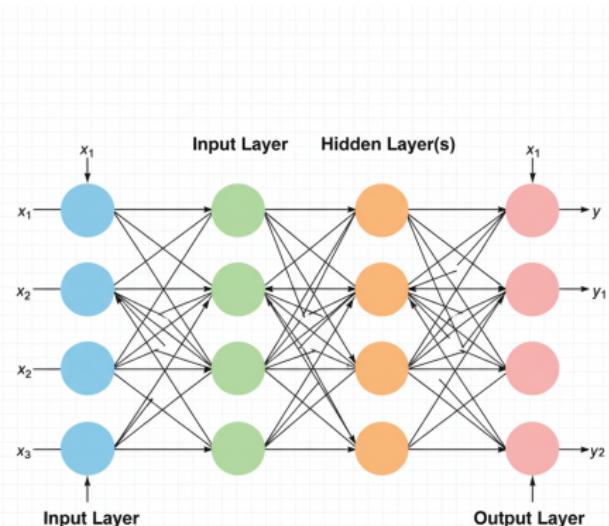


Figure – Architecture d'un RNA

Autres Architectures Neuronales

1. Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)

- Spécialisés pour les images et données spatiales.
- Utilisent des filtres convolutifs.
- Exemples : Reconnaissance d'images, Vision par ordinateur.

2. Réseaux de Neurones Récurrents (RNN/LSTM)

- Conçus pour les séries temporelles.
- Mémoire des états précédents.
- Exemples : Prédiction de séquences, Analyse de signaux temporels.

3. Deep Learning

- Réseaux avec plusieurs couches profondes.
- Capacité d'apprentissage hiérarchique de représentations.

Comparaison des Approches

Modèle	Complexité	Interprétabilité	Performance
Régression Linéaire	Faible	Élevée	Limitée
RNA (MLP)	Moyenne	Moyenne	Bonne
CNN	Élevée	Faible	Excellente (images)
LSTM	Élevée	Faible	Excellente (séries temporelles)

Table – Comparaison des architectures pour la maintenance prédictive

Choix pour notre projet

RNA (MLP) : Bon compromis entre complexité et performance pour données tabulaires.

Méthodologie

Description des Données

Données : machine_failure.csv (Conditions de fonctionnement d'une machine-outil).

Variables d'entrée (Features) :

- **Type de produit (L, M, H)** : Qualité/Contraintes.
- **Température de l'air [K]** : Ambiance.
- **Température du processus [K]** : Pièce/Outil.
- **Vitesse de rotation [rpm]** : Broche.
- **Couple [Nm]** : Force de torsion.
- **Usure de l'outil [min]** : Temps d'utilisation cumulé.

Variable Cible (Target) :

- **Machine Failure (0 ou 1)**.

Implémentation sous MATLAB

Outils : MATLAB + Neural Network Toolbox.

Étapes clés :

- ① **Préparation** : Chargement CSV, conversion 'Type' (catégoriel → numérique), transposition (Features × Samples).
- ② **Architecture** : patternnet (Reconnaissance de formes).
 - 2 couches cachées : 100 et 50 neurones.
- ③ **Entraînement** :
 - Répartition : 70% Train, 15% Val, 15% Test.
 - Algorithme : Scaled Conjugate Gradient (trainscg).

Architecture du Réseau



Figure – l'architecture et de l'entraînement (MATLAB)

Résultats et Analyse

Performance Globale

Résultats sur l'ensemble de Test

Le modèle atteint une précision (*Accuracy*) de **97.5%**.

Analyse par classe :

- **Classe 0 (Normal)** : Excellente détection.
 - Précision : 98.0%
 - Rappel : 99.4%
- **Classe 1 (Panne)** : Plus complexe (déséquilibre des classes).
 - Précision : 69.2%
 - Rappel : 38.3%

Matrices de Confusion

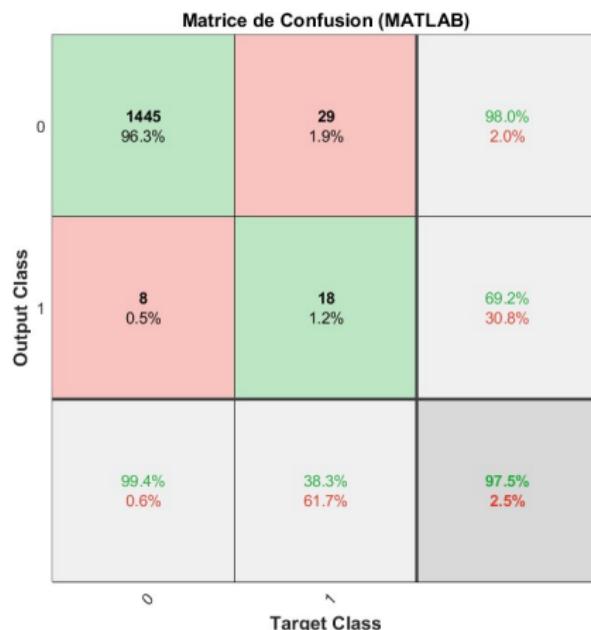


Figure – Matrices de confusion globale

Courbes ROC

La courbe ROC montre la capacité de discrimination du modèle.

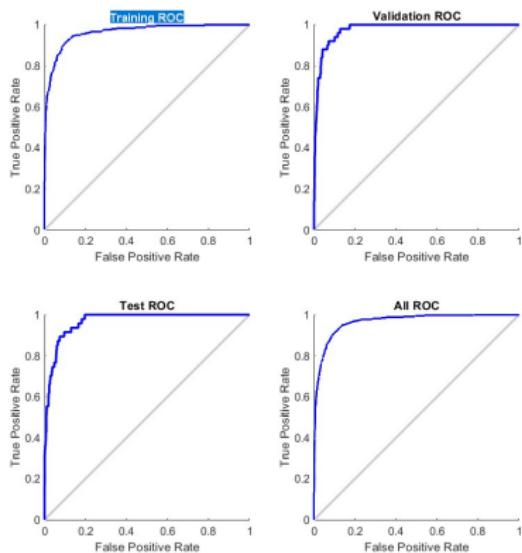


Figure – Courbes ROC : Proches du coin supérieur gauche (Excellent performance).

Validation et Erreur

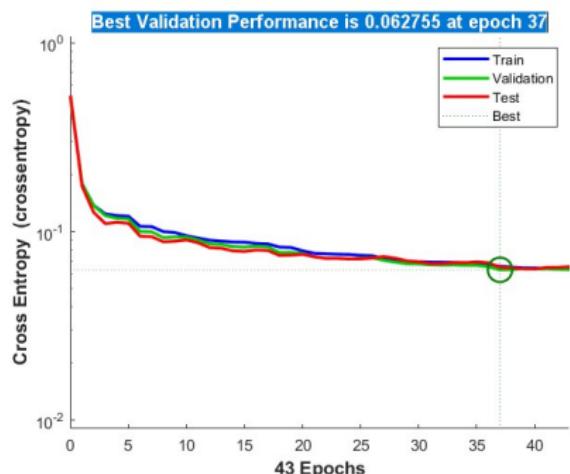


Figure – Performance (Cross-Entropy)

Pas de sur-apprentissage majeur (arrêt précoce à l'époque 37).

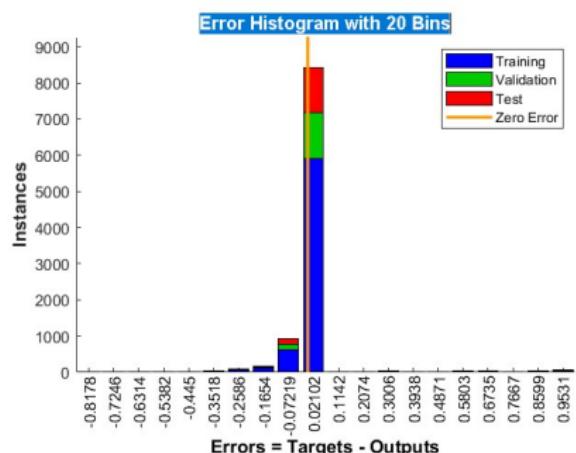


Figure – Histogramme des erreurs

Conclusion

Conclusion

- **Réussite technique** : Mise en place d'un réseau de neurones performant (97.5% de précision globale) avec MATLAB.
- **Maintenance Prédictive** : Preuve de concept validée pour l'anticipation des pannes à partir de données capteurs.
- **Perspectives** :
 - Améliorer le rappel sur la classe "Panne" (gestion du déséquilibre des données).
 - Tester d'autres architectures (Deep Learning, LSTM pour les séries temporelles).
 - Déploiement sur un système temps réel.

Merci de votre attention

Avez-vous des questions ?