

# **Document de Cadrage : Cockpit de Maintenance Prédictive.**

## SOMMAIRE :

1. Présentation du Projet et Contexte Métier .....	3
2. Identification des Utilisateurs et Scénarios d'Usage.....	3
3. Traduction en Problème IA.....	3
3.1. Modèle 1 : Classification Binaire (Probabilité de Panne) .....	4
3.2. Modèle 2 : Régression (Estimation du RUL) .....	4
3.3. Logique Métier (Scoring hybride) .....	4
4. Architecture et Flux de Données .....	4
5. Objectifs Mesurables et Métriques Cibles (KPIs).....	5
5.1. Performance du Modèle IA .....	5
5.2. Performance de la Solution Technique .....	5
5.3. Impact Métier (Business Value).....	5
6. Risques et Remédiations.....	5

## 1. Présentation du Projet et Contexte Métier

**Contexte :** EnergiTech, leader dans l'énergie renouvelable, gère un parc de plus de 3 000 turbines. Actuellement, la maintenance est soit curative (après panne), soit préventive (calendrier fixe), ce qui engendre des coûts opérationnels élevés et des pertes de production électrique lors d'arrêts imprévus.

**Vision :** Transformer l'approche de maintenance en utilisant l'Intelligence Artificielle pour anticiper les défaillances. Passer d'une maintenance subie à une maintenance pilotée.

**Objectif Métier :** Fournir aux équipes opérationnelles un "Cockpit" interactif permettant de visualiser dès leur prise de poste les actifs nécessitant une intervention prioritaire sous 7 jours.

## 2. Identification des Utilisateurs et Scénarios d'Usage

**Responsable de Maintenance :** Utilise le cockpit pour planifier les tournées des techniciens en fonction de la criticité.

**Technicien de Maintenance :** Consulte les indicateurs (vibrations, température) pour préparer ses outils avant l'intervention sur site.

**Direction Innovation :** Analyse la répartition globale des risques pour évaluer la santé du parc éolien.

## 3. Traduction en Problème IA

Le besoin métier "Anticiper les pannes" est traduit en un double problème d'apprentissage supervisé (Supervised Learning) :

### 3.1. Modèle 1 : Classification Binaire (Probabilité de Panne)

Ce modèle analyse les flux de données des capteurs pour déterminer si une éolienne risque de tomber en panne dans un délai strict de 7 jours. Il fournit une probabilité de défaillance qui sert de signal d'alarme immédiat pour les équipes opérationnelles. C'est l'indicateur de "danger à court terme" qui permet de déclencher des inspections de sécurité en urgence avant une casse majeure.

### 3.2. Modèle 2 : Régression (Estimation du RUL)

Ce modèle calcule la "Remaining Useful Life" (RUL), soit le nombre précis de jours ou d'heures restant avant la panne théorique de la turbine.

Contrairement à la classification, il offre une vision quantitative qui facilite la planification logistique et l'ordonnancement des pièces de rechange. Il permet de passer d'une maintenance réactive à une stratégie d'anticipation basée sur l'usure réelle des composants.

### 3.3. Logique Métier (Scoring hybride)

Pour rendre l'IA exploitable, nous avons développé un moteur de scoring (scoring.py) qui fusionne les deux modèles :

- **CRITIQUE** : Alerte positive ET RUL 3 jours.
- **ÉLEVÉ** : Alerte positive OU RUL entre 4 et 7 jours.
- **MODÉRÉ** : RUL entre 8 et 15 jours.
- **FAIBLE** : RUL > 15 jours.

## 4. Architecture et Flux de Données

Le projet respecte une architecture "Offline-to-Online" pour gérer le volume massif de données (12 To mentionnés) sans ralentir l'utilisateur final :

- **Ingestion** : Lecture des données capteurs (Vitesse vent, Température, Vibrations).
- **Inférence (Backend)** : main.py charge les modèles .pkl et génère les scores pour l'ensemble du parc.
- **Stockage intermédiaire** : Export vers resultats.json (format léger).

- **Visualisation (Frontend)** : Interface Streamlit (app.py) optimisée par **Cache Data** et **Pagination** pour un affichage instantané.

## 5. Objectifs Mesurables et Métriques Cibles (KPIs)

### 5.1. Performance du Modèle IA

**Précision (Precision)** : > 85%. L'objectif est de minimiser les "Faux Positifs" pour éviter d'envoyer un technicien inutilement.

**F1-Score** : > 0.82. Équilibrer la détection réelle des pannes et la justesse des alertes.

**MAE (Mean Absolute Error)** : < 1.5 jour. L'estimation de la RUL doit être précise à moins de 36h près.

### 5.2. Performance de la Solution Technique

**Latence Interface** : < 2 secondes pour charger le tableau de bord (grâce au cache).

**Capacité de traitement** : Capacité à filtrer et trier 3 000+ lignes en temps réel sans latence navigateur.

### 5.3. Impact Métier (Business Value)

**Réduction des arrêts non planifiés** : Cible de -20% sur la première année.

**Optimisation des coûts** : Réduction de 15% des frais logistiques (tournées de maintenance optimisées).

## 6. Risques et Remédiations

**Biais de données** : Risque de modèles faussés si un capteur dérive.

*Remédiation* : Monitoring des distributions de données.

**Acceptabilité utilisateur** : Les techniciens peuvent douter de l'IA.

*Remédiation* : Transparence via l'affichage des valeurs capteurs (Vibration/Temp) dans le cockpit pour justifier le score de risque.