

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.