REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE SUPERIEURE EN SCIENCES APPLIQUEES
--T L E M C E N--

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

المدرسة العليا في العلوم التطبيقية
École Supérieure en Sciences Appliquées

المدرسة العليا في العلوم التطبيقية تلمسان

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie industriel
Spécialité : Management industriel et logistique

Présenté par :

Lazzouni Norhene Ghizlene

Thème

Vers une Maintenance Prédictive Intelligente : Intégration de l'IA dans la Gestion Des Équipements de Production — Cas de Cartonnerie El-Amine

Soutenu publiquement, 20 juin 2026, devant le jury composé de :

-	Mme.Norelhouda SEKKAL	MCB	ESSA. Tlemcen	Présidente
-	M.Fouad Maliki	MCA	ESSA. Tlemcen	Directeur de mémoire
-	M. Ali Hamzaoui	Ingénieur	Cartonnerie El Amine	Co- Directeur de mémoire
-	Mme.Zoulikha BELMEKKI	MCB	ESSA. Tlemcen	Examinatrice
-	M. Mehdi SOUIER	Prof	ESSA. Tlemcen	Examinateur

Année universitaire : 2025/2026

Résumé

Ce mémoire, réalisé chez Cartonneries El-Amine de Tlemcen, propose l'intégration de modèles d'Intelligence Artificielle au sein de l'application StockPro pour transformer une maintenance corrective classique en stratégie prédictive. Après un diagnostic du système existant et une analyse AMDEC, Ishikawa et Pareto sur les équipements critiques, trois modèles ont été déployés : XGBoost pour identifier la machine la plus à risque, MLP pour valider le diagnostic, et LSTM pour prédire la date de la prochaine panne. Les résultats obtenus confirment la viabilité de cette approche hybride pour améliorer la disponibilité des équipements et réduire les arrêts imprévus.

Abstract

This thesis, conducted at Cartonneries El-Amine in Tlemcen, proposes the integration of Artificial Intelligence models into the StockPro application to transform reactive maintenance into a predictive strategy. Following a diagnosis of the existing system and FMECA, Ishikawa and Pareto analyses on critical equipment, three models were deployed : XGBoost to identify the machine most at risk, MLP to validate the diagnosis, and LSTM to predict the next failure date. The results confirm the viability of this hybrid approach in improving equipment availability and reducing unplanned downtime.

ملخص

تقترح هذه المذكرة، المُنجَزة في مؤسسة "كارتونيري الأمين" (EL Amine–Cartonneries) بتلمسان، إدماج نماذج الذكاء الاصطناعي ضمن تطبيق "StockPro"، بهدف التحول من استراتيجية الصيانة التصحيحية التقليدية إلى الصيانة التنبؤية. بعد تشخيص النظام القائم وإجراء تحليلات (AMDEC) و(إيشيكاوا) و(باريتو) على المعدات الأكثر حرجاً، تم تطوير ونشر ثلاثة نماذج: نموذج (XGBoost) لتحديد الآلات الأكثر عرضة للمخاطر، ونموذج (MLP) للتحقق من التشخيص، ونموذج (LSTM) للتنبؤ بتاريخ حدوث العطل القادم. وتؤكد النتائج المحققة جدوى هذا النهج الهجين في تحسين معدل توافر المعدات والحد من التوقفات غير المخطط لها.

Remerciements

Avant tout, je remercie Dieu, le Tout-Puissant, pour m'avoir donné la force, la patience et la volonté nécessaires à l'accomplissement de ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à Monsieur Fouad MALIKI, directeur de ce mémoire, pour son accompagnement constant et son encadrement de qualité tout au long de ce projet. Sa disponibilité exemplaire, sa patience et la pertinence de ses remarques m'ont permis de progresser avec confiance dans la réalisation de ce travail. Sa bienveillance, son exigence constructive et son sens pédagogique ont constitué un véritable soutien, tant sur le plan technique que personnel. Ce mémoire n'aurait pu aboutir sans ses conseils avisés et son engagement sincère dans mon évolution académique et professionnelle.

Mes remerciements vont également à Monsieur Ali HAMZAOUI,mon co-directeur de mémoir pour son accompagnement précieux sur le terrain. Je le remercie chaleureusement pour sa disponibilité, sa rigueur professionnelle et pour m'avoir facilité l'accès aux données nécessaires à la réalisation de ce projet. Ses éclairages concrets m'ont permis de mieux adapter ma démarche aux exigences du terrain, rendant cette expérience d'autant plus enrichissante.

J'adresse mes sincères remerciements aux membres du jury : Madame Norelhouda Sekkal,Madame Zoulikha BELMEKKI, Monsieur Mehdi SOUIR pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'évaluer mon mémoire. Je les remercie pour le temps qu'ils consacrent à la lecture de mon travail, ainsi que pour l'intérêt qu'ils y portent. Leurs remarques, à la fois pertinentes et constructives, enrichiront ma réflexion.

Je tiens à exprimer une gratitude particulière à Madame KOUDAD et Monsieur BENNEKROUF pour leur soutien, leurs conseils avisés et leurs encouragements constants qui ont grandement contribué à ma réussite tout au long de ce parcours.

J'exprime ma profonde reconnaissance à ma famille, pour son amour inconditionnel, son soutien constant et sa patience. Sa présence bienveillante, ses encouragements et sa confiance ont été une source de force précieuse, notamment durant les périodes de doute et de fatigue. Ce mémoire leur est dédié, en reconnaissance de tout ce qu'ils ont fait pour me permettre d'arriver jusqu'ici.

J'adresse également mes sincères remerciements à mes amis pour leur présence, leur soutien moral et les moments de partage qui ont allégé la charge de ce travail. Leur écoute et leur bienveillance ont constitué un véritable équilibre tout au long de cette aventure.

Enfin, je remercie chaleureusement le département de Génie Industriel pour la qualité de l'enseignement dispensé, la richesse des échanges et l'encadrement pédagogique dont j'ai bénéficié tout au long de mon cursus. Grâce à l'implication constante des enseignants et à l'approche professionnalisante adoptée, j'ai pu acquérir des compétences solides et développer un esprit critique, rigoureux et ouvert.

Dédicaces

"Ce travail est le fruit de mes efforts, mais il est surtout le reflet de tout l'amour et le soutien que j'ai reçus."

À ma mère, mon âme, ma force,
Maman, les mots sont bien trop étroits pour contenir tout l'amour et la gratitude que je te porte. Tu as été le phare qui a guidé chaque étape de ma vie. Dans les moments de fatigue, quand le découragement frappait à ma porte, c'est ton sourire, ta patience infinie et ta foi inébranlable en moi qui m'ont relevée. Tu as sacrifié tant de choses pour que je puisse devenir la femme que je suis aujourd'hui. Ton soutien a été mon refuge, ton écoute mon salut. Chaque ligne de ce mémoire porte en elle une part de ton amour. Merci d'être ma lumière, ma plus grande alliée et mon exemple. Je t'aime plus que tout au monde.

À mon père,
Merci d'être ce pilier solide, ce roc sur lequel j'ai pu m'appuyer. Ta force tranquille, ta rigueur et tes encouragements silencieux ont été les fondations de ma réussite. Tu m'as appris la valeur du travail et l'importance de ne jamais renoncer. Merci pour tout ce que tu as fait, pour chaque sacrifice consenti afin d'assurer mon avenir.

À mon cher frère,
Pour ton soutien indéfectible, ta complicité de chaque instant et ta présence rassurante tout au long de mon parcours. Tu as toujours su trouver les mots pour m'encourager dans les moments de doute. Que ce travail soit le témoignage de ma profonde affection et de ma gratitude. Je te souhaite une vie pleine de succès et de bonheur.

À mes grands-parents,
À mon grand-père, mon pilier : merci pour ton regard fier et ta présence qui m'ont toujours donné le sentiment d'être capable de soulever des montagnes. Tu es la sagesse qui apaise mes doutes. À ma grand-mère, mon ange gardien : merci d'avoir toujours été là, dans le silence de tes prières et la chaleur de ton affection. Votre présence, à tous les deux, est ma plus grande richesse. Vous êtes le cœur battant de notre famille.

À mon fiancé,
Merci d'avoir été mon refuge dans les moments de doute et ma plus grande source de joie dans les périodes de succès. Ton soutien indéfectible, ton écoute et ta patience durant cette année intense ont été mon plus beau soutien. Merci de partager ma vie et de rendre chaque épreuve plus légère.

À ma tante Abla,
Un merci particulier et vibrant du fond du cœur. Depuis mon plus jeune âge, tu as été mon guide, ma confidente et mon soutien indéfectible. Tu as toujours cru en mes capacités avant même que je ne sache qui je voulais devenir. Merci d'avoir porté mes rêves avec moi. Je te resterai éternellement reconnaissante pour cette présence aimante.

À ma famille, mes oncles et tantes,
Merci pour votre bienveillance et votre soutien constant. Vous faites partie de ces piliers invisibles qui rendent le chemin plus doux. Que Dieu vous préserve et vous comble de bonheur.

À ma cousine Meriem et à mes cousines,
Meriem, ma sœur de cœur, merci d'avoir été mon souffle dans les tempêtes. Dans mes moments les plus sombres, c'est ton écoute et ta présence qui ont fait basculer la balance vers la lumière. À vous toutes, mes cousines, merci d'être ce cercle de confiance et de complicité qui rend ma vie si précieuse. Vous êtes mes confidentes et mes amies pour la vie.

À mes chères amies Sara, Hind, Rym et Koko,
Vous n'êtes pas seulement des amies, vous êtes mon bonheur incarné. Par vos rires, votre soutien inconditionnel et votre capacité à transformer mes larmes en éclats de joie, vous avez fait de ce parcours une aventure inoubliable. Dans les moments de stress intense, vous avez été mon oxygène. Merci d'avoir partagé mes peines, mes doutes, mais surtout mes plus beaux succès. Je vous aime profondément, vous êtes les sœurs que la vie m'a offertes.

À mes amis de prépa (Sara, Ines, Chahnez, Alabane, Boubou et Hocine),
À vous qui avez été mes compagnons de route lors des étapes les plus rudes et les plus exigeantes de mon parcours. Nous avons traversé des obstacles que peu auraient pu affronter seuls, et c'est grâce à notre solidarité, à nos encouragements mutuels et à notre résilience collective que nous avons triomphé. Ce diplôme est aussi le vôtre.

À mes amis de 3ème et 4ème année de Génie Industriel,
Merci d'avoir été mes alliés contre le stress. À vos côtés, j'ai appris que le poids des difficultés se divise par le nombre de rires partagés. Vous avez rendu les couloirs de l'université moins intimidants et les journées de révisions bien plus lumineuses. Merci pour ces précieux moments de complicité.

À mes amis de Génie Industriel,
Enfin, à toute ma promotion, nous avons grandi ensemble durant ces trois années. Nous avons débattu, ri, douté, et surtout, nous nous sommes soutenus. Cette aventure humaine restera, bien au-delà du diplôme, gravée comme une page essentielle de ma vie. Merci d'avoir fait de ce cursus une expérience de vie vibrante et humaine.

À moi-même,
Enfin, je prends un instant pour me remercier. Merci à celle que j'ai été, celle qui n'a jamais baissé les bras, même quand les nuits étaient trop courtes et les doutes trop lourds. Je me remercie pour ma persévérance, pour cette force intérieure que j'ai su puiser au plus profond de moi pour surmonter chaque obstacle, chaque épreuve et chaque moment de fatigue. Je suis fière du chemin parcouru, de chaque étape franchie avec rigueur et passion. Aujourd'hui, je contemple ce travail accompli non seulement comme le fruit d'une formation, mais comme la preuve de ma propre résilience. Je me promets de continuer à avancer avec la même détermination, avec confiance, et d'embrasser l'avenir avec audace.

Ghizlene LAZZOUNI

Table des matières

1 La Maintenance **12**
- 1.1 Introduction . . . 12
- 1.2 Généralités sur la Maintenance . . . 12
  - 1.2.1 Historique et évolution de la maintenance . . . 12
  - 1.2.2 Importance de la maintenance . . . 13
- 1.3 Dèfinition de la maintenance . . . 13
- 1.4 Types de maintenances . . . 14
  - 1.4.1 La Maintenance Préventive (PM) . . . 14
  - 1.4.2 La maintenance corrective . . . 16
  - 1.4.3 Maintenance Améliorative . . . 17
- 1.5 Les Indicateurs de Performance de la Maintenance . . . 17
  - 1.5.1 La disponibilité des équipements . . . 17
  - 1.5.2 La fiabilité . . . 18
  - 1.5.3 Le MTBF (Mean Time Between Failures) . . . 18
  - 1.5.4 Le MTTR (Mean Time To Repair) . . . 18
  - 1.5.5 Le taux de défaillance . . . 19
  - 1.5.6 Importance des indicateurs de performance . . . 19
- 1.6 Objectifs de la maintenance . . . 20
- 1.7 Opérations de maintenance . . . 20
  - 1.7.1 Opérations de maintenance préventive . . . 20
  - 1.7.2 Opérations de maintenance corrective . . . 21
  - 1.7.3 Les Stratégies de Maintenance : Pilotage et Performance Industrielle 21
  - 1.7.4 Les Défis de la Maintenance dans l'Industrie Moderne . . . 22
- 1.8 Méthodes d'analyse des défaillances . . . 23
  - 1.8.1 AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité) . . . 23
  - 1.8.2 Arbre de Défaillance (FTA – Fault Tree Analysis) . . . 24
  - 1.8.3 Diagramme d'Ishikawa (Diagramme causes-effet) . . . 25
  - 1.8.4 Analyse de Pareto et diagramme 80/20 . . . 26
- 1.9 Intégration de l'Intelligence Artificielle dans la Maintenance . . . 28
  - 1.9.1 Définition de l'Intelligence Artificielle . . . 28
  - 1.9.2 La maintenance intelligente . . . 29
  - 1.9.3 La maintenance prédictive basée sur l'IA . . . 29
  - 1.9.4 Cycle de fonctionnement de la maintenance intelligente . . . 30
  - 1.9.5 Méthodes de l'IA pour la Maintenance Prédictive . . . 32
- 1.10 conclusion . . . 41

2 Présentation de l'entreprise **42**
- 2.1 Historique de l'entreprise . . . 42
- 2.2 Données sur l'entreprise . . . 43

2.2.1 Organigramme de l'entreprise . . . 43
2.2.2 Fiche signalétique de l'entreprise . . . 44
2.2.3 Spécialisations et activités de l'entreprise . . . 44
2.2.4 Fournisseurs, clients et concurrents . . . 45
2.2.5 Perspective de l'entreprise . . . 45
2.3 Fonctionnement de l'entreprise . . . 46
2.3.1 Le produit . . . 46
2.3.2 La qualité . . . 49
2.3.3 Processus de fabrication . . . 49

3 Méthodologie, problématique et solutions proposées 55
3.1 Introduction . . . 55
3.2 Analyse du système existant . . . 55
3.2.1 Dominance de la maintenance corrective . . . 55
3.2.2 Un préventif limité et empirique . . . 56
3.2.3 Gestion des données et traçabilité . . . 56
3.2.4 Impact sur la performance industrielle . . . 56
3.3 Problèmatique . . . 57
3.4 Analyse Amdec . . . 58
3.4.1 Analyse quantitative des criticités . . . 59
3.4.2 Stratégie de maintenance et actions correctives . . . 59
3.5 Analyse des Causes par le Diagramme d'Ishikawa . . . 59
3.5.1 Diagramme d'Ishikawa de l'onduleuse . . . 60
3.5.2 Diagramme d'Ishikawa de la contre-colleuse . . . 61
3.5.3 Diagramme d'Ishikawa l'Offset 5 couleur 1 . . . 62
3.5.4 Diagramme d'Ishikawa de l'Offset 5 couleur#2 . . . 63
3.6 Analyse Pareto . . . 63
3.6.1 Machine contre colleuse . . . 64
3.6.2 Diagramme de pareto contre colleuse . . . 65
3.6.3 Machine Onduleuse . . . 66
3.6.4 Machine Offset 5 Couleurs #1 . . . 68
3.6.5 Maintenance préventive proposée . . . 70
3.6.6 Machine Offset 5 Couleurs #2 . . . 70
3.6.7 Analyse de l'efficacité (Tableau AMDEC mis à jour) : . . . 72
3.7 Optimisation du Plan par l'Analyse Prédictive . . . 73
3.7.1 Sources et origine des données . . . 73
3.7.2 Méthodologie et architecture du système IA . . . 75
3.7.3 Description des trois modèles déployés . . . 75
3.7.4 Analyse des performances et validation des modèles . . . 76
3.7.5 Résultats de classification . . . 81
3.7.6 Synthèse comparative des modèles . . . 85
3.7.7 Architecture technique de l'intégration dans l'application . . . 87
3.8 Conclusion . . . 89

Table des figures

1.1 Schéma des différents types de maintenances . . . 14
1.2 Cycle de maintenance préventive systématique . . . 15
1.3 Structure de la maintenance conditionnelle . . . 16
1.4 Taux de défaillance . . . 19
1.5 Architecture détaillée et mécanisme de diversification des arbres au sein d'une forêt aléatoire. . . . 33
1.6 le processus itératif de XGBoost . . . 34
1.7 Architecture séquentielle du Gradient Boosting . . . 36
1.8 Processus de classification k-NN . . . 37
1.9 Architecture détaillée d'une cellule LSTM avec ses quatre portes de contrôle de la mémoire . . . 38
1.10 Architecture du réseau MLP utilisé pour la classification des risques (3 couches denses) . . . 40

2.1 L'organigramme de l'entreprise . . . 43
2.2 Présentation de l'entreprise . . . 46
2.3 Les types de boites produites par l'entreprise . . . 48
2.4 La forme de découpe . . . 50
2.5 Plaque CTP . . . 51
2.6 La machine Offset pour l'impression . . . 52
2.7 La machine auto platine pour la découpe . . . 53
2.8 La machine Plieuse/ colleuse . . . 54

3.1 La machine Onduleuse . . . 60
3.2 Diagramme d'Ishikawa de la machine Plieuse/ colleuse . . . 61
3.3 Diagramme d'Ishikawa de la machine Offset 5 couleur 1 . . . 62
3.4 Diagramme d'Ishikawa de la machine Offset 5 couleur#2 . . . 63
3.5 diagramme de pareto contre colleuse . . . 65
3.6 diagramme de Pareto – Onduleuse . . . 67
3.7 Diagramme de Pareto – Offset 5 Couleurs #1 . . . 69
3.8 diagramme de Pareto – Offset 5 Couleurs #2 . . . 71
3.9 Rapport de classification du modèle XGBoost (accuracy = 96,15%) . . . 77
3.10 Matrice de confusion du modèle XGBoost . . . 78
3.11 Matrice de confusion du modèle XGBoost . . . 79
3.12 Courbes d'apprentissage du modèle MLP (accuracy et loss sur 60 epochs) . 80
3.13 Rapport de classification du modèle MLP (accuracy = 100%) . . . 81
3.14 Courbe de prédiction LSTM : valeurs réelles (bleu) vs prédites (orange) sur le jeu de test (espace normalisé) . . . 82
3.15 — Métriques d'évaluation du modèle LSTM (MAE et RMSE en espace normalisé) . . . 83

3.16 Interface de prédiction LSTM dans l'application StockPro : prochaine panne estimée dans 134 jours (12/10/2026) 84
3.17 interface_maintenance 88

Liste des tableaux

1.1 Les familles de causes du diagramme d'Ishikawa (règle des 5M/6M) 25
1.2 Exemple de tableau de Pareto — identification des causes vitales (80 %) . . 27
1.3 Synthèse des caractéristiques du modèle MLP 40

2.1 Fiche signalétique de l'entreprise 44

3.1 Tableau de l'Analyse AMDEC des équipements de production 58
3.2 Identification des causes des arrêts de la contre-collleuse 64
3.3 Tableau de Pareto des causes des arrêts 65
3.4 Plan de maintenance préventive du système de collage 66
3.5 Analyse des causes principales des arrêts de l'onduleuse 66
3.6 Tableau de Pareto des causes des arrêts de l'onduleuse 67
3.7 Plan de maintenance préventive des couteaux 68
3.8 Analyse des causes des défauts d'impression 68
3.9 Tableau de Pareto des causes des défauts d'impression 69
3.10 Plan de maintenance préventive des capteurs et cellules 70
3.11 Analyse des causes des pannes électroniques 70
3.12 Tableau de Pareto des causes des pannes électroniques 71
3.13 Plan de maintenance préventive des équipements électriques et électroniques 72
3.14 Classification des niveaux d'impact et de fréquence 72
3.15 Évolution détaillée de l'analyse AMDEC 73
3.16 Features utilisées pour l'entraînement des modèles IA 74
3.17 Architecture à deux étages du système IA 75
3.18 Hyperparamètres du modèle XGBoost 77
3.19 Classement des machines à risque par le modèle XGBoost 79
3.20 Synthèse comparative des performances des trois modèles IA 85
3.21 Confrontation AMDEC vs Intelligence Artificielle 86
3.22 Architecture technique de l'intégration IA dans StockPro 87

Liste des abréviations

AJAX Asynchronous JavaScript and XML

AMDEC Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité

ERP Enterprise Resource Planning

IA Intelligence Artificielle

IPR Indice de Priorité du Risque

JSON JavaScript Object Notation

LSTM Long Short-Term Memory

MAE Mean Absolute Error

MLP Multi-Layer Perceptron

PHP Hypertext Preprocessor

PM Maintenance Préventive

XGBoost Extreme Gradient Boosting

Introduction Générale

Dans un paysage industriel mondial en pleine mutation, où la productivité et la compétitivité sont devenues les piliers de la pérennité, la performance des équipements de production s'impose comme un enjeu stratégique majeur. Pour les entreprises, la capacité à anticiper les arrêts de production et à optimiser la disponibilité des machines ne relève plus du simple confort opérationnel, mais d'une nécessité impérieuse. Si la maintenance industrielle a longtemps reposé sur des approches correctives, souvent subies, ou préventives, parfois limitées par leur rigidité, l'avènement de l'Industrie 4.0 ouvre aujourd'hui la voie à une maintenance prédictive agile, portée par les avancées de l'Intelligence Artificielle et du Machine Learning.

C'est dans ce contexte de transformation numérique que s'inscrit notre travail au sein de l'entreprise Cartonneries El-Amine. Malgré l'utilisation d'outils de gestion, les méthodes actuelles peinent à appréhender la complexité des défaillances et à offrir une visibilité proactive sur l'état du parc machines. Notre étude se donne alors pour mission d'explorer comment l'intégration de modèles d'Intelligence Artificielle au sein de l'application de gestion StockPro peut transformer une maintenance corrective classique en une stratégie prédictive réellement opérationnelle.

Pour relever ce défi, notre démarche s'articule autour d'une méthodologie progressive. Dans un premier temps, nous posons un diagnostic rigoureux du système existant, en croisant les outils d'analyse de criticité comme l'AMDEC avec les données de terrain pour identifier précisément les zones de vulnérabilité. Cette étape de compréhension théorique et pratique constitue la base sur laquelle nous construisons, dans un second temps, des modèles de Machine Learning performants tels que XGBoost, LSTM et MLP, conçus spécifiquement pour identifier les machines à risque et prédire les pannes futures.

Enfin, la concrétisation de ces travaux réside dans l'intégration technique de ces modèles au sein de StockPro. En transformant ces algorithmes en outils d'aide à la décision intuitifs, nous cherchons à offrir aux équipes de maintenance une solution capable d'allier la puissance de l'IA à la réalité du terrain. À travers ce mémoire, nous détaillerons ainsi notre parcours, depuis l'état de l'art technologique jusqu'à la mise en œuvre pratique, illustrant comment cette synergie entre données historiques et modèles prédictifs permet d'optimiser durablement la performance industrielle.

CHAPITRE 1

La Maintenance

1.1 Introduction

Dans l'industrie moderne, la maintenance est devenue une fonction stratégique essentielle pour garantir la disponibilité, la fiabilité et la performance des équipements de production. Elle ne se limite plus à la réparation des pannes, mais englobe des actions techniques, administratives et organisationnelles visant à optimiser les coûts, améliorer la sécurité et prolonger la durée de vie des installations.

Avec l'évolution des technologies industrielles et l'émergence de l'Industrie 4.0, les entreprises adoptent des stratégies de maintenance plus intelligentes, notamment la maintenance prédictive basée sur l'Intelligence Artificielle (IA). Grâce à l'exploitation des données issues des capteurs et des historiques de fonctionnement, l'IA permet d'anticiper les défaillances, de détecter les anomalies et d'optimiser les interventions de maintenance.

Ce chapitre présente les concepts fondamentaux de la maintenance industrielle, ses différentes stratégies ainsi que les défis actuels du secteur. Il met également en évidence le rôle de l'Intelligence Artificielle dans la maintenance prédictive à travers plusieurs méthodes d'apprentissage automatique telles que Random Forest, XGBoost et Gradient Boosting.

1.2 Généralités sur la Maintenance

1.2.1 Historique et évolution de la maintenance

La maintenance industrielle est apparue avec le développement des premières industries mécanisées. À ses débuts, elle consistait principalement à réparer les équipements après une panne, selon une approche corrective. Avec l'évolution des systèmes de production et l'augmentation des coûts liés aux arrêts de machines, les entreprises ont progressivement adopté la maintenance préventive, basée sur des interventions planifiées afin de limiter les défaillances.

L'avènement des technologies numériques et de l'Industrie 4.0 a ensuite conduit au développement de la maintenance conditionnelle et prédictive. Grâce aux capteurs, à l'Internet des Objets (IoT) et à l'Intelligence Artificielle, il est désormais possible de surveiller l'état des équipements en temps réel et d'anticiper les pannes avant qu'elles ne surviennent.

1.2.2 Importance de la maintenance

La maintenance joue un rôle stratégique dans l'industrie moderne. Elle permet d'assurer la disponibilité et la fiabilité des équipements de production, tout en réduisant les arrêts imprévus et les coûts de réparation. Une maintenance efficace contribue également à améliorer la sécurité des opérateurs, à prolonger la durée de vie des machines et à garantir la qualité des produits fabriqués.

Aujourd'hui, la maintenance est considérée comme un facteur essentiel de compétitivité industrielle, puisqu'elle participe à l'optimisation des performances, à la maîtrise des coûts d'exploitation et au développement durable des entreprises.

1.3 Dèfinition de la maintenance

La maintenance ne peut plus être considérée comme une simple activité corrective intervenant après une panne. Elle représente aujourd'hui une fonction stratégique et multi-dimensionnelle essentielle au bon fonctionnement de l'entreprise industrielle. Selon la norme NF EN 13306, la maintenance désigne l'ensemble des actions techniques, administratives et managériales réalisées tout au long du cycle de vie d'un équipement afin de le maintenir ou de le rétablir dans un état lui permettant d'assurer la fonction requise.

Cette approche moderne repose sur une vision globale intégrant trois dimensions complémentaires et indissociables.

La Dimension Technique

La dimension technique regroupe l'ensemble des interventions réalisées directement sur les équipements industriels. Elle comprend le diagnostic des défaillances, le dépannage, la réparation, les opérations de réglage ainsi que les contrôles de conformité. L'objectif principal est d'assurer la disponibilité et la fiabilité des moyens de production tout en garantissant la sécurité des installations et des opérateurs.

La Dimension Administrative

La Traçabilité et la Mémoire Ce pilier concerne la gestion de l'information. Pour être efficace, la maintenance doit être documentée. Cela inclut la gestion de l'historique des pannes, la tenue à jour des dossiers techniques des machines, le suivi de la consommation des pièces de rechange et la rédaction de comptes-rendus d'intervention. Cette rigueur administrative permet de constituer une base de données fiable, souvent exploitée via un logiciel de GMAO, indispensable pour analyser la récurrence des défaillances et passer d'une maintenance subie à une maintenance maîtrisée.

La Dimension Management

L'Optimisation et la Stratégie Le management de la maintenance consiste à piloter l'activité pour qu'elle contribue à la rentabilité de l'entreprise. Cela implique la planification des interventions pour ne pas perturber la production, la gestion des budgets, l'encadrement des équipes et le choix des meilleures politiques de maintenance (préventive ou corrective). Le manager doit trouver le point d'équilibre optimal : investir suffisamment dans la prévention pour éviter des arrêts de production coûteux, tout en maîtrisant les dépenses liées aux pièces de rechange et à la main-d'œuvre.

1.4 Types de maintenances

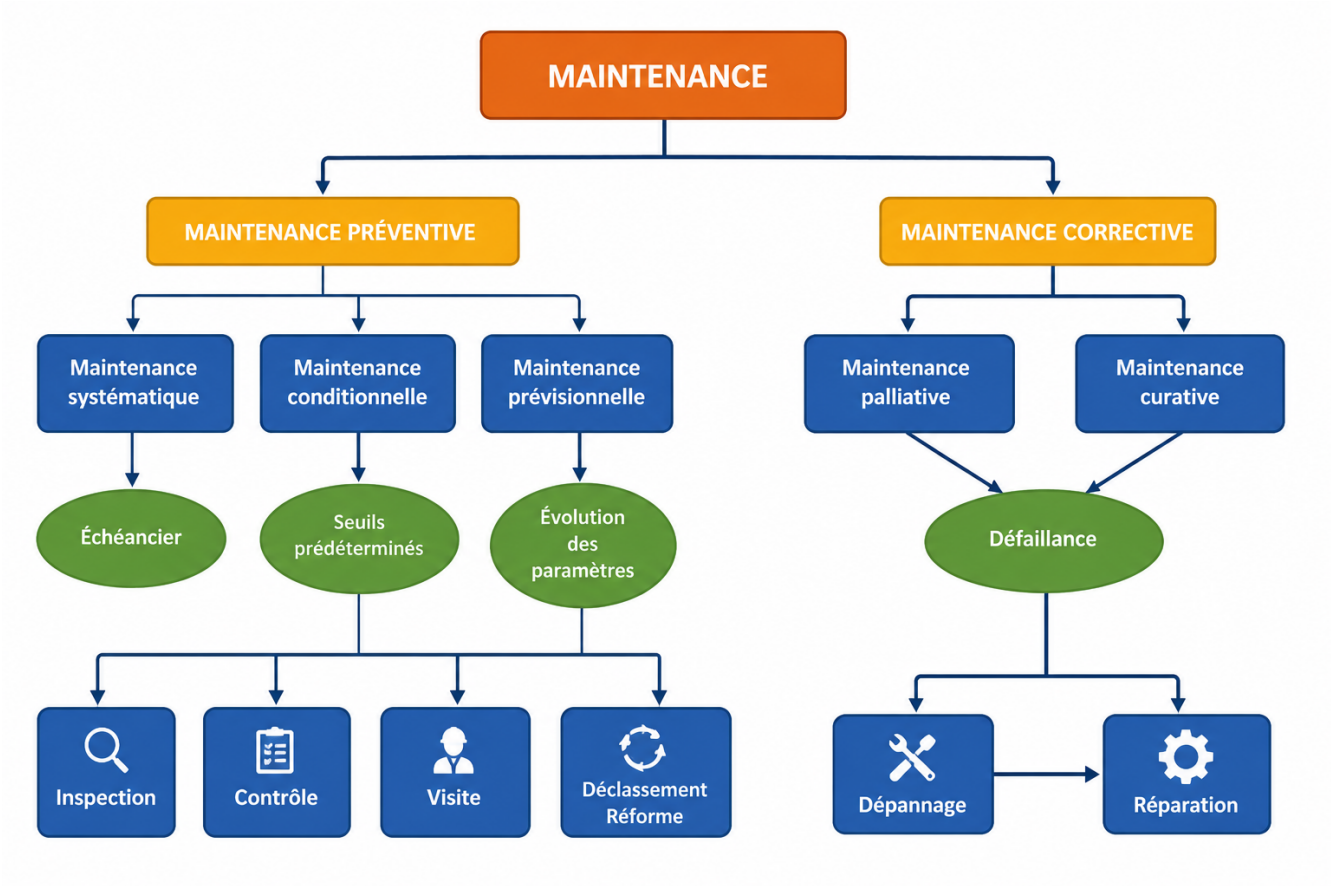


FIGURE 1.1: Schéma des différents types de maintenances

La figure suivante présente les principaux types de maintenance industrielle ainsi que leurs différentes méthodes d'application. La maintenance se divise principalement en deux grandes catégories : la maintenance préventive et la maintenance corrective.

L'organisation de la maintenance s'articule autour de quatre approches principales, choisies en fonction de la criticité des équipements et des objectifs de performance de l'entreprise :

1.4.1 La Maintenance Préventive (PM)

Dans la définition de la maintenance préventive, nous incluons lensemble des contrôles, visites et interventions effectuées préventivement. La maintenance préventive soppose en cela à la maintenance corrective déclenchée par des perturbations ou par les événements, et donc subie par la maintenance. La maintenance préventive comprend :

- Les contrôles ou visites systématiques.
- Les expertises, les actions et les remplacements effectués à la suite de contrôlesou de visites.
- Les remplacements systématiques.
- La maintenance conditionnelle ou les contrôles non destructifs

Maintenances préventives systématiques

« Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien. » (Extrait norme NF EN 13306 X60-319). Cette méthode nécessite de connaître : le comportement des équipements, les usures et les modes de dégradation. Elle intervient à intervalles fixés sur la base du minimum de vie des composants, donné par l'expérience et/ou par le constructeur. C'est pourquoi ce type de maintenance est aussi appelé maintenance préventive fondée sur la durée de fonctionnement. La maintenance préventive systématique se traduit donc par des interventions planifiées qui consistent à nettoyer, réparer ou remplacer périodiquement un organe sans contrôle préalable de l'équipement.

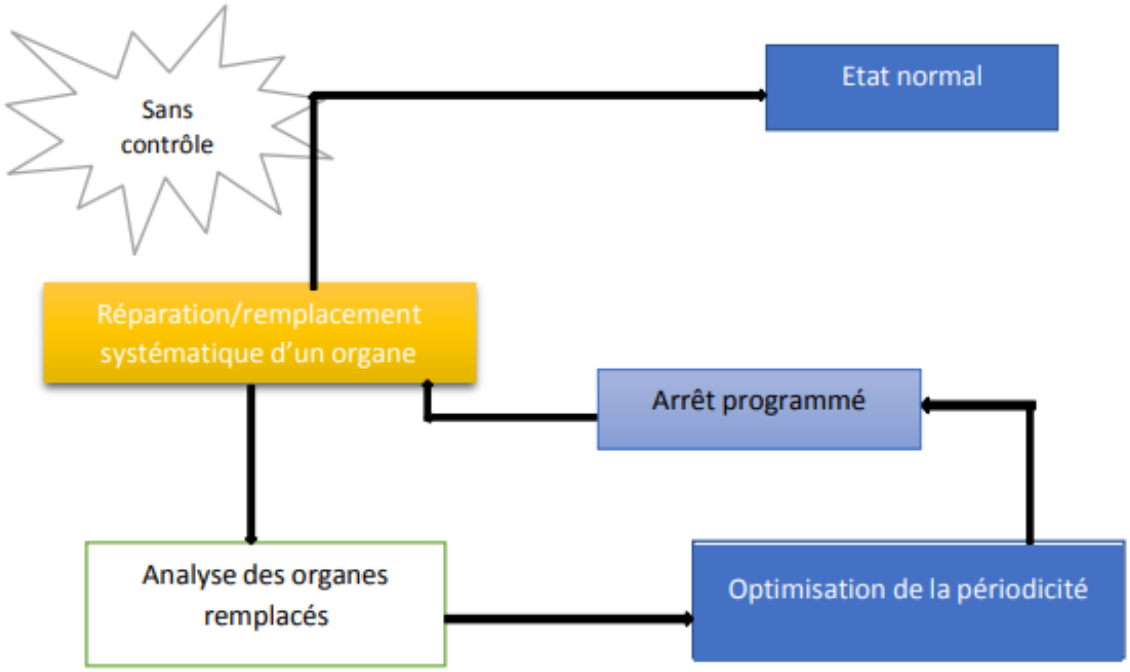


FIGURE 1.2: Cycle de maintenance préventive systématique

Maintenance préventive conditionnelle

D'après la définition Afnor, il 'agit dune forme de maintenance préventive basée sur une surveillance de fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement et intégrant les actions qui en découlent. La maintenance conditionnelle permet dassurer le suivi continu du matériel en service, et la décision dintervention est priselorsquil y a une évidence expérimentale de défaut imminent ou dun seuil de dégradation prédéterminé. Cela concerne certains types de défaut, de pannes arrivantes progressivement ou par dérive. Létude des dérives dans le cadre des interventions de maintenance préventive permet de déceler les seuils dalerte, tant dans les technologies relevant de la mécanique que celles de lélectronique. Au cours de la conception d'une installation, on définit des tolérances pour certains paramètres. La variation progressive d'un paramètre n'implique pas la défaillance d'un organe. Mais lorsqu'un paramètre sort de la tolérance, le fonctionnement peut être complètement perturbé. Le suivi de l'évolution des paramètres permet de préciser la nature et la date desinterventions. Le paramètre suivi peut être :

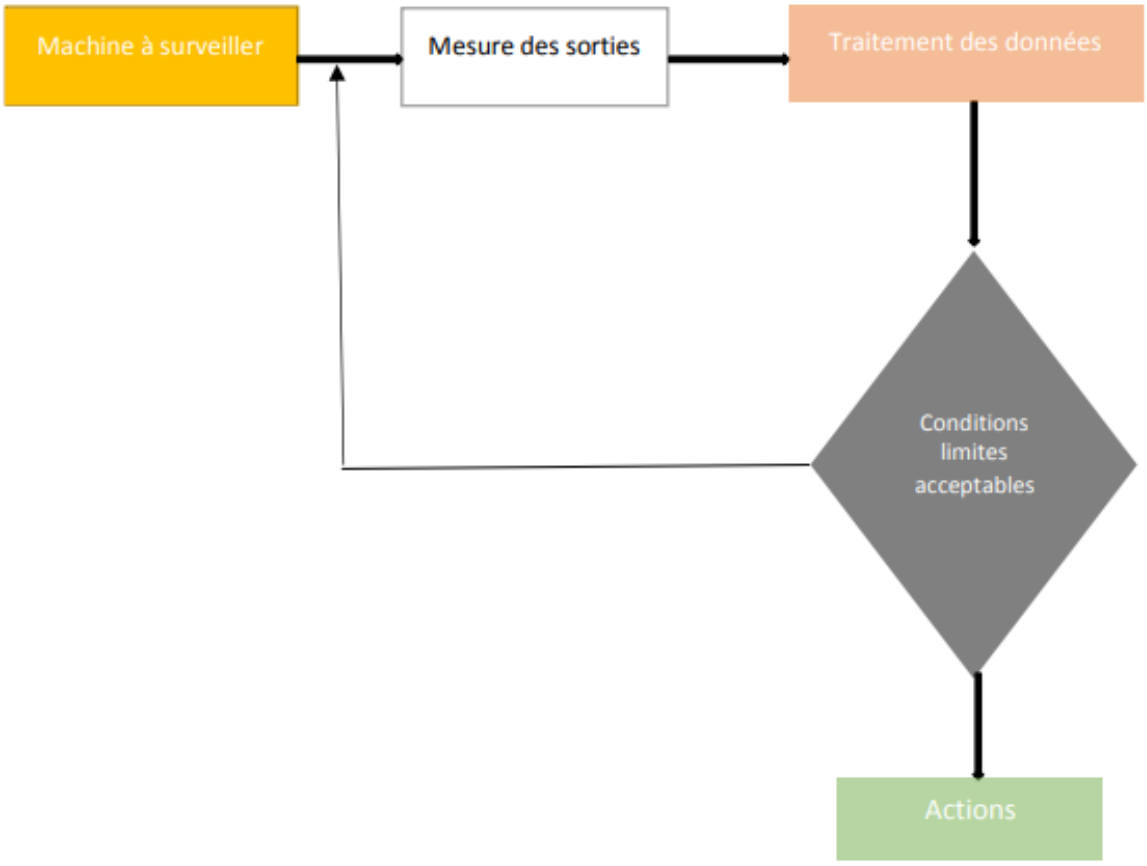


FIGURE 1.3: Structure de la maintenance conditionnelle

Maintenance prévisionnelle :

Maintenance préventive subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de la dégradation du bien permettant de retarder et de planifier les interventions. Elle est parfois improprement appelée maintenance prédictive. (Norme AFNOR NF X 60000).

1.4.2 La maintenance corrective

La maintenance corrective désigne l'ensemble des interventions réalisées après l'apparition d'une défaillance afin de rétablir le fonctionnement normal d'un équipement. Selon la norme AFNOR X 60-010, elle correspond à une maintenance exécutée à la suite d'une panne ou d'un dysfonctionnement. Également appelée maintenance réactive, elle se caractérise par son aspect imprévu et entraîne généralement un arrêt partiel ou total de la production.

La mise en œuvre de cette stratégie nécessite la disponibilité de ressources humaines qualifiées ainsi que de moyens matériels adaptés, notamment les pièces de rechange, les outils de diagnostic et les équipements d'intervention. Chaque défaillance doit être analysée et enregistrée dans l'historique de maintenance afin d'identifier les causes des pannes et de mettre en place des actions correctives appropriées.

Lorsqu'une panne présente un risque de réapparition, plusieurs solutions peuvent être envisagées, telles que l'amélioration de la fiabilité des équipements, l'optimisation des procédures de dépannage ou encore l'adoption d'une maintenance préventive permettant

de réduire les interruptions de production et les conséquences des défaillances futures.

La maintenance corrective se subdivise principalement en deux catégories : la maintenance palliative et la maintenance curative.

Maintenance palliative

La maintenance palliative consiste à effectuer une intervention provisoire permettant de remettre temporairement l'équipement en état de fonctionnement. Cette solution vise essentiellement à assurer la continuité de la production dans l'attente d'une réparation définitive. Toutefois, ce type d'intervention reste temporaire et nécessite obligatoirement une action corrective ultérieure.

Maintenance curative

La maintenance curative correspond à une intervention définitive destinée à réparer durablement l'équipement après une défaillance. Son objectif est de rétablir complètement les performances initiales du système afin qu'il puisse assurer normalement les fonctions pour lesquelles il a été conçu. Cette réparation peut être réalisée immédiatement après la panne ou à la suite d'un dépannage provisoire. Bien qu'elle garantisse un retour durable au fonctionnement normal, elle entraîne généralement une période d'indisponibilité de l'équipement durant les opérations de réparation.

1.4.3 Maintenance Améliorative

Après plusieurs défaillances de même nature, ce type de maintenance permet, après réflexion et étude, d'éliminer le problème. Elle nécessite obligatoirement une concertation entre, services Production - Bureau d'étude et Maintenance .

1.5 Les Indicateurs de Performance de la Maintenance

Dans le domaine industriel, les indicateurs de performance de la maintenance jouent un rôle essentiel dans l'évaluation de l'efficacité des stratégies de maintenance mises en œuvre. Ils permettent de mesurer l'état de fonctionnement des équipements, d'identifier les sources de défaillance et d'aider les responsables à prendre des décisions afin d'améliorer la disponibilité et la fiabilité des systèmes de production.

Ces indicateurs constituent de véritables outils d'aide au pilotage de la maintenance. Grâce à l'analyse des données collectées, l'entreprise peut optimiser ses interventions, réduire les coûts liés aux pannes et améliorer la performance globale de l'outil de production.

1.5.1 La disponibilité des équipements

La disponibilité représente la capacité d'un équipement à être opérationnel lorsqu'il est sollicité. Elle traduit le rapport entre le temps réel de fonctionnement et le temps total prévu pour la production.

Une disponibilité élevée signifie que les équipements subissent peu d'arrêts et que les interventions de maintenance sont efficaces.

La disponibilité se calcule par la relation suivante :

$$D = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR}$$

Avec :

— D : disponibilité de l'équipement ;

— $MTBF$: temps moyen entre deux pannes ;

— $MTTR$: temps moyen de réparation.

1.5.2 La fiabilité

La fiabilité désigne la capacité d'un équipement à accomplir correctement sa fonction pendant une durée donnée sans défaillance. Cet indicateur permet d'évaluer la probabilité de bon fonctionnement d'un système dans des conditions déterminées.

Une machine fiable présente un faible taux de panne et garantit une meilleure continuité de production.

La fonction de fiabilité exponentielle est généralement exprimée par :

$$R(t) = e^{-\lambda t}$$

Avec :

— $R(t)$: probabilité de fonctionnement sans panne pendant le temps t ;

— λ : taux de défaillance ;

— t : durée de fonctionnement.

1.5.3 Le MTBF (Mean Time Between Failures)

Le MTBF représente le temps moyen de fonctionnement entre deux défaillances successives d'un équipement réparable. Cet indicateur permet d'évaluer la fiabilité des machines industrielles.

Plus la valeur du MTBF est élevée, plus l'équipement est considéré comme fiable.

Sa formule est :

$$MTBF = \frac{\text{Temps total de fonctionnement}}{\text{Nombre de pannes}}$$

1.5.4 Le MTTR (Mean Time To Repair)

Le MTTR correspond au temps moyen nécessaire pour réparer un équipement après une panne et le remettre en service.

Cet indicateur permet d'évaluer l'efficacité des opérations de maintenance corrective et la rapidité des interventions techniques.

Le MTTR se calcule par :

$$MTTR = \frac{\text{Temps total de réparation}}{\text{Nombre de réparations}}$$

Un MTTR faible traduit une bonne organisation du service maintenance ainsi qu'une disponibilité rapide des ressources techniques.

1.5.5 Le taux de défaillance

Le taux de défaillance représente la fréquence d'apparition des pannes sur une période donnée. Il permet d'évaluer le niveau de dégradation des équipements et de prévoir les risques de défaillance future.

Il est exprimé par :

$$\lambda = \frac{\text{Nombre de défaillances}}{\text{Temps total de fonctionnement}}$$

Un taux de défaillance élevé indique généralement une dégradation importante du système ou une stratégie de maintenance insuffisante.

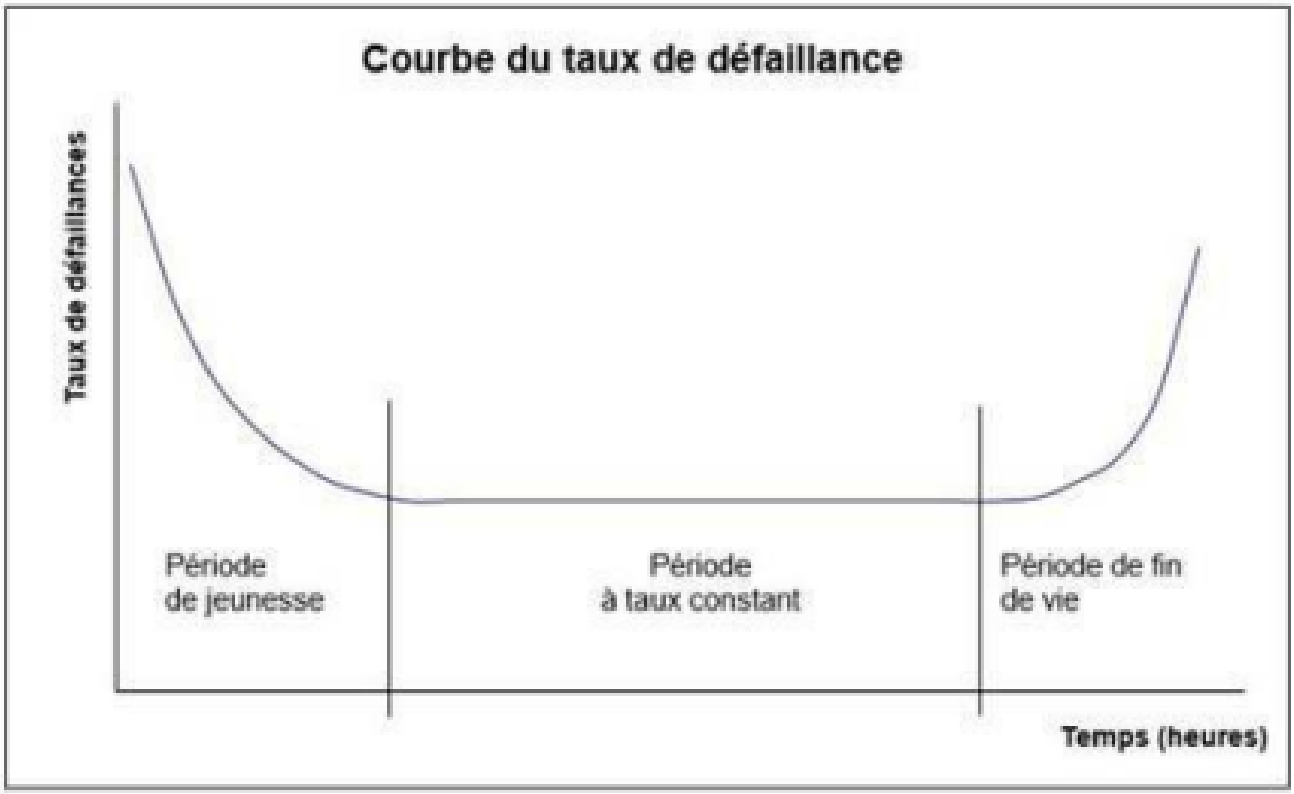


FIGURE 1.4: Taux de défaillance

1.5.6 Importance des indicateurs de performance

L'utilisation des indicateurs de performance permet aux entreprises industrielles de suivre l'état des équipements et d'évaluer l'efficacité des politiques de maintenance appliquées. Ces indicateurs facilitent la prise de décision concernant la planification des interventions, le remplacement des composants et l'amélioration continue des installations industrielles.

Avec l'intégration des technologies de l'Industrie 4.0 et de l'Intelligence Artificielle, les indicateurs de maintenance sont désormais calculés automatiquement à partir des données collectées en temps réel par les capteurs industriels. Cette évolution favorise le développement de la maintenance prédictive et améliore considérablement la performance et la fiabilité des systèmes de production.

1.6 Objectifs de la maintenance

Dans le contexte industriel moderne, la maintenance constitue un levier stratégique essentiel pour garantir la performance, la fiabilité et la pérennité des systèmes de production. Son objectif principal est d'assurer une disponibilité maximale des équipements afin de maintenir la continuité des activités de production tout en réduisant les interruptions imprévues et les pertes de rendement.

À travers une approche organisée et préventive, la maintenance permet de limiter les risques de défaillance, de réduire les temps d'arrêt et d'optimiser les coûts d'exploitation. Elle contribue également à améliorer la productivité des installations en maintenant les machines dans un état de fonctionnement optimal et en prolongeant leur durée de vie utile. Une gestion efficace de la maintenance favorise ainsi la rentabilité des investissements industriels et la maîtrise des dépenses liées aux réparations, aux pièces de rechange et à la consommation énergétique.

Au-delà de l'aspect économique, la maintenance joue un rôle fondamental dans la sécurité industrielle. Elle vise à prévenir les accidents liés aux défaillances techniques, à garantir la conformité des équipements aux normes en vigueur et à améliorer les conditions de travail des opérateurs. De plus, l'intégration des pratiques modernes de maintenance permet de réduire les consommations excessives d'énergie et de lubrifiants, participant ainsi aux objectifs de développement durable et de protection de l'environnement.

Ainsi, la maintenance ne se limite plus à une simple fonction technique de dépannage, mais représente aujourd'hui un véritable outil d'optimisation industrielle, de compétitivité économique et de responsabilité environnementale.

1.7 Opérations de maintenance

1.7.1 Opérations de maintenance préventive

Inspections

Activités de surveillance consistant à relever périodiquement les anomalies et exécuter des réglages ne nécessitant pas des outillages spécifiques, ni d'arrêt de l'outil de production ou des équipements.

Visites

Opérations de surveillance qui, dans le cadre de la maintenance préventive systématique, s'opèrent selon une périodicité déterminée. Ces interventions correspondent à une liste des opérations définies préalablement qui peuvent entraîner des démontages des organes et une immobilisation du matériel. Une visite peut entraîner une action de maintenance corrective.

Contrôles

Vérifications de conformité par rapport à des données préétablies et suivies dun jugement. Le contrôle peut.

Comporter une activité d'information.

Inclure une décision : acceptation, rejet, ajournement.Les visites sur des opérations de maintenance corrective.

1.7.2 Opérations de maintenance corrective

La maintenance corrective débouche sur deux types dintervention. Le premier type est à caractère provisoire, ce qui caractérise la maintenance palliative (dépannage). Le deuxièmetype est à caractère définitif, ce qui caractérise la maintenance curative (réparation).

Le dépannage

Actions physiques exécutées pour permettre à un bien en panne daccomplir sa fonction requise pendant une durée limitée jusquà ce que la réparation soit exécutée.

La réparation

Actions physiques exécutées pour rétablir la fonction requise dun bien en panne.

1.7.3 Les Stratégies de Maintenance : Pilotage et Performance Industrielle

La stratégie de maintenance regroupe l'ensemble des méthodes, des moyens techniques et des actions organisationnelles mis en œuvre afin d'assurer la disponibilité, la fiabilité et la performance des équipements industriels. Elle ne se limite pas uniquement aux opérations techniques de réparation ou d'entretien, mais représente une véritable démarche de gestion des actifs industriels visant à concilier les objectifs économiques de l'entreprise avec les contraintes opérationnelles de production.

Dans un environnement industriel fortement concurrentiel, la définition d'une stratégie de maintenance adaptée constitue un facteur essentiel de compétitivité. Elle permet non seulement de réduire les arrêts imprévus et les coûts d'exploitation, mais également d'améliorer la sécurité des installations et d'optimiser la durée de vie des équipements..

Les orientations stratégiques du management de maintenance

Le choix d'une stratégie de maintenance repose principalement sur plusieurs orientations stratégiques permettant d'améliorer l'efficacité des systèmes de production.

La Maîtrise des Risques et de la Fiabilité

L'un des principaux objectifs de la stratégie de maintenance est de limiter les risques liés aux défaillances des équipements. Grâce à l'analyse des modes de panne et des causes de dysfonctionnement, il devient possible de planifier les interventions au moment le plus approprié afin d'éviter les conséquences critiques sur la production, la sécurité des opérateurs ou l'environnement industriel. Cette approche permet de transformer les pannes imprévues en événements maîtrisés et anticipés.

L'Optimisation du Soutien Logistique

Une stratégie de maintenance efficace repose également sur une bonne organisation des ressources humaines et matérielles. La planification des interventions permet d'assurer la disponibilité des techniciens, des outils et des pièces de rechange au moment nécessaire. Cette organisation réduit les interventions d'urgence, améliore la réactivité du service maintenance et augmente l'efficacité globale des équipes techniques.

La Valorisation du Capital Technique

Les équipements industriels représentent des investissements importants pour les entreprises. La stratégie de maintenance vise donc à préserver ces actifs en limitant leur dégradation et en prolongeant leur durée de vie. Un suivi rigoureux de l'état des machines permet de retarder leur obsolescence et d'améliorer le retour sur investissement des installations industrielles.

Afin de concrétiser ces objectifs, plusieurs approches de maintenance sont utilisées dans l'industrie moderne.

L'Approche Basée sur l'Usage (Préventif Systématique)

Cette stratégie repose sur des règles de décision fixes, souvent dictées par le temps ou l'intensité d'utilisation.

— **Fonctionnement :** Les interventions sont programmées selon des échéances calendaires ou des compteurs d'usage (heures de marche, cycles de production).

— **Impact :** Elle assure une sécurité de fonctionnement constante et simplifie la gestion des plannings, bien qu'elle puisse parfois entraîner le remplacement de composants encore fonctionnels.

L'Approche Basée sur l'État et la Prévision (Préventif Conditionnel et Prédictif)

C'est le niveau le plus sophistiqué de la maintenance industrielle, où la donnée devient l'outil principal de décision.

— **Maintenance Conditionnelle :** L'intervention est déclenchée par un état réel (seuil de température, niveau d'usure) constaté sur l'équipement.

— **Maintenance Prédictive :** En s'appuyant sur des modèles statistiques et des algorithmes d'analyse, cette méthode permet d'extrapoler l'évolution d'une défaillance. Elle ne se contente plus de maintenir, elle anticipe la panne future pour intervenir "juste à temps".

La Dynamique d'Amélioration Continue

La finalité d'une stratégie de maintenance moderne est d'évoluer d'une logique de "réparateur" vers celle de "concepteur de fiabilité". Par l'analyse des données historiques, les services de maintenance proposent des modifications techniques ou organisationnelles visant à éliminer les causes racines des pannes récurrentes, garantissant ainsi une robustesse durable du système de production

1.7.4 Les Défis de la Maintenance dans l'Industrie Moderne

L'évolution rapide des systèmes de production impose aux services de maintenance de relever des défis multidimensionnels, allant de la maîtrise technique à la responsabilité environnementale.

La Complexité Technologique des Équipements

L'un des principaux défis réside dans la sophistication croissante des actifs industriels. L'intégration massive de l'automatique, de la mécatronique et de l'informatique industrielle

(systèmes embarqués) transforme la nature des pannes. La maintenance ne se limite plus à la mécanique classique ; elle exige désormais une expertise pluridisciplinaire pour diagnostiquer des défaillances logicielles ou électroniques complexes.

La Pression sur la Productivité et les Coûts

Dans un marché mondial concurrentiel, les entreprises sont soumises à une exigence de "zéro arrêt machine". Chaque minute d'arrêt de production représente une perte financière directe. Le défi consiste donc à optimiser les coûts opérationnels (main-d'œuvre, pièces de rechange) tout en garantissant un taux de disponibilité maximal. Cela pousse les industriels à abandonner les méthodes réactives au profit de stratégies plus intelligentes et prédictives.

La Transition Numérique et l'Industrie 4.0

L'avènement de l'IA et de l'Internet des Objets (IoT) a radicalement transformé la fonction maintenance. Si ces technologies offrent une visibilité sans précédent sur l'état des machines, elles posent le défi majeur de la gouvernance des données. Collecter, traiter et sécuriser des volumes massifs d'informations en temps réel nécessite une infrastructure informatique robuste et une montée en compétence des équipes techniques sur l'analyse de données.

La Raréfaction des Compétences Techniques

Le passage à une maintenance connectée crée un décalage entre les compétences traditionnelles et les besoins nouveaux. Le recrutement et la formation continue deviennent des enjeux stratégiques pour les entreprises, qui doivent attirer des profils capables de naviguer entre le terrain (mécanique, électricité) et le numérique (analyse de logs, programmation).

Les Exigences Environnementales et le Développement Durable

Enfin, la maintenance industrielle doit répondre aux impératifs de la transition écologique. Une maintenance performante est aujourd'hui synonyme d'efficacité énergétique :

- **Optimisation de la consommation :** Des machines bien entretenues consomment moins d'énergie.
- **Gestion du cycle de vie :** Prolonger la durée de vie des équipements permet de réduire l'empreinte carbone liée à la fabrication de nouvelles machines.
- **Valorisation des déchets :** Une gestion rigoureuse des lubrifiants et des pièces usagées est devenue une obligation réglementaire et morale.

1.8 Méthodes d'analyse des défaillances

L'analyse des défaillances est une étape cruciale de la maintenance pour identifier les points critiques d'un système et hiérarchiser les interventions.

1.8.1 AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité)

L'AMDEC est une technique d'analyse de la fiabilité qui permet de recenser systématiquement les défaillances potentielles d'un système. Elle repose sur une démarche inductive :

pour chaque composant, on détermine ses **modes de défaillance** (la manière dont il tombe en panne), les **causes** associées et les **effets** engendrés sur la production.

L'originalité de cette méthode réside dans sa capacité à quantifier le risque. En attribuant une note à la gravité, à la fréquence et à la facilité de détection, elle permet de transformer une analyse qualitative en une donnée numérique exploitable : l'Indice de Priorité de Risque (IPR). Cette étape de définition est le préalable indispensable à la hiérarchisation des interventions de maintenance.

Hiérarchisation et Seuils de Criticité

L'exploitation des résultats de l'AMDEC repose sur la classification des IPR obtenus. Dans la pratique industrielle, des seuils de criticité sont définis pour orienter l'effort de maintenance :

- **Zone de faible criticité :** Les défaillances dont l'IPR est inférieur à un seuil défini (par exemple 20) sont considérées comme acceptables. Une maintenance corrective simple peut suffire.
- **Zone d'alerte :** Pour un IPR intermédiaire, une surveillance accrue ou une maintenance préventive systématique est préconisée.
- **Zone d'inacceptabilité :** Au-delà d'un seuil critique (par exemple 100), la défaillance est jugée intolérable. Des actions immédiates de réduction du risque sont obligatoires (modification de conception, ajout de capteurs de détection, ou révision radicale du plan de maintenance).

Le Plan d'Action et la Réduction du Risque

L'objectif ultime de l'AMDEC n'est pas seulement de mesurer le risque, mais de le réduire. Pour chaque mode de défaillance critique, un plan d'action doit être élaboré en agissant sur l'un des trois leviers :

- **Réduire l'Occurrence (O) :** Améliorer la fiabilité intrinsèque de l'équipement (choix de matériaux plus résistants, lubrification plus fréquente).
- **Améliorer la Détectabilité (D) :** Mettre en place des outils de surveillance (analyse vibratoire, analyse d'huile) ou renforcer les inspections visuelles.
- **Diminuer la Gravité (G) :** Installer des dispositifs de sécurité ou de redondance pour limiter l'impact d'une panne sur la production.

Après la mise en œuvre de ces actions, une nouvelle évaluation de l'IPR, dite "IPR résiduel", est effectuée pour vérifier l'efficacité des mesures prises et s'assurer que le risque est désormais maîtrisé. Cette démarche itérative garantit une amélioration continue de la sûreté de fonctionnement des installations.

1.8.2 Arbre de Défaillance (FTA – Fault Tree Analysis)

L'Arbre de Défaillance est une méthode déductive et graphique qui permet de remonter des effets vers les causes. À partir d'un événement indésirable unique (appelé "événement sommet"), la méthode décompose de manière descendante toutes les combinaisons d'événements élémentaires pouvant mener à cette panne.

La structure utilise des connecteurs logiques appelés "portes" pour lier les événements entre eux :

- **Porte "OU" :** L'événement supérieur se produit si au moins l'un des événements inférieurs est présent. Cela indique une redondance faible ou des causes indépendantes.

— **Porte "ET" :** L'événement supérieur ne se produit que si l'intégralité des événements inférieurs sont présents simultanément. Cela représente souvent une sécurité ou une redondance du système.

Cette approche visuelle facilite l'identification des maillons faibles du système (coupes minimales) et permet de concentrer les efforts de maintenance sur les événements dont la probabilité d'occurrence impacte le plus la fiabilité globale de l'installation.

1.8.3 Diagramme d'Ishikawa (Diagramme causes-effet)

Définition et origine

Le diagramme d'Ishikawa, également connu sous le nom de **diagramme en arêtes de poisson** (*Fishbone Diagram*) ou diagramme causes-effet, est un outil d'analyse qualitative développé par l'ingénieur japonais **Kaoru Ishikawa** dans les années 1960, dans le contexte des cercles de qualité chez Kawasaki. Sa forme rappelle visuellement le squelette d'un poisson : l'arête centrale représente la flèche orientée vers l'effet problème (la défaillance à analyser), tandis que les arêtes secondaires symbolisent les grandes familles de causes potentielles.

Cet outil s'inscrit dans une démarche inductive de résolution de problèmes et fait partie des **sept outils classiques de la qualité (Q7)**. Son objectif principal est de structurer la réflexion collective d'une équipe afin d'explorer de manière exhaustive toutes les sources possibles d'un dysfonctionnement, sans se limiter aux causes évidentes ou superficielles.

La règle des 5M : structure de l'analyse

La méthode d'Ishikawa repose sur un cadre structuré appelé la **règle des 5M** (ou 6M, 7M selon les extensions adoptées en industrie). Chaque M représente une famille de causes potentielles :

TABLE 1.1: Les familles de causes du diagramme d'Ishikawa (règle des 5M/6M)

Famille (M)	Désignation	Exemples de causes associées
Matière	Matières premières	Qualité insuffisante, impuretés, variation de dimensions, non-conformité fournisseur
Milieu	Environnement de travail	Température, humidité, poussière, vibrations ambiantes, éclairage
Matériel	Équipements & outils	Usure mécanique, défaut de calibration, vieillissement, mauvais réglage
Main-d'œuvre	Facteur humain	Manque de formation, erreurs de manipulation, rotation fréquente du personnel
Méthode	Procédures & modes opératoires	Absence de standard, procédure inadaptée, fréquence d'entretien insuffisante
Management (6M)	Organisation	Manque de planification, mauvaise communication, absence d'indicateurs de suivi

Construction et démarche

La construction d'un diagramme d'Ishikawa suit une démarche méthodique en plusieurs étapes, généralement menée en groupe de travail pluridisciplinaire :

— Définir précisément l'effet à analyser (panne, défaut, arrêt de production) et le placer à la tête du poisson.

— Identifier les grandes familles de causes (les M) et les représenter comme des arêtes principales.

— Brainstormer au sein de l'équipe pour lister toutes les causes potentielles dans chaque famille.

— Affiner l'analyse en cherchant les causes des causes (sous-arêtes), en utilisant la technique des **« 5 Pourquoi »**.

— Valider les causes identifiées par des observations terrain et des données de maintenance.

— Prioriser les causes les plus probables pour orienter les actions correctives.

Avantages et limites

Le diagramme d'Ishikawa présente plusieurs atouts qui justifient son usage répandu dans l'industrie moderne :

— **Exhaustivité :** Visualisation claire et structurée de l'ensemble des causes potentielles d'un problème complexe.

— **Travail collaboratif :** Favorise la participation de tous les acteurs (maintenance, production, qualité) dans une session de brainstorming.

— **Approche qualitative :** Ne nécessite pas de données statistiques pour être appliqué, ce qui le rend utile même en l'absence d'historique complet.

— **Orientation prévention :** Oriente directement vers des actions préventives ciblées en identifiant les causes racines.

Cependant, cette méthode comporte également certaines limites :

— **Absence de hiérarchisation :** Elle ne quantifie pas l'importance relative de chaque cause : toutes les arêtes ont le même poids visuel.

— **Subjectivité :** Elle repose sur l'expérience et le jugement de l'équipe, ce qui peut introduire des biais si certaines causes sont méconnues.

— **Complexité visuelle :** Pour les systèmes très complexes, le diagramme peut devenir difficile à lire si trop de causes sont identifiées.

C'est précisément pour pallier cette limite de hiérarchisation que le diagramme d'Ishikawa est systématiquement couplé à l'analyse de Pareto, qui permet de quantifier et de classer les causes identifiées selon leur fréquence d'occurrence ou leur impact sur la production.

1.8.4 Analyse de Pareto et diagramme 80/20

Origine et principe fondamental

L'analyse de Pareto tire son nom de l'économiste italien **Vilfredo Pareto** (1848–1923), qui observa au XIX^{e} siècle qu'environ 80 % des terres en Italie étaient détenues par 20 % de la population. Ce principe, universellement connu sous le nom de **règle des 80/20** ou **loi de Pareto**, a été généralisé et appliqué à de nombreux domaines, notamment en management de la qualité et en maintenance industrielle.

En maintenance, ce principe se traduit de la façon suivante : environ **80 % des arrêts de production** (ou des coûts de maintenance) sont causés par seulement **20 % des**

causes identifiées. L'enjeu stratégique est donc d'identifier et de traiter en priorité ces quelques causes vitales, plutôt que de disperser les ressources sur l'ensemble des facteurs de défaillance.

Le diagramme de Pareto : construction et lecture

Le diagramme de Pareto est une représentation graphique combinant un **histogramme** et une **courbe cumulative**. Sa construction suit les étapes suivantes :

- Collecter les données relatives aux causes de défaillances (fréquence d'occurrence, durée d'arrêt, coût engendré).
- Classer les causes par ordre **décroissant** d'impact ou de fréquence.
- Calculer le pourcentage de chaque cause par rapport au total, puis le **pourcentage cumulé**.
- Tracer l'histogramme (barres) avec les causes classées de gauche à droite par ordre décroissant.
- Superposer la **courbe cumulative** (courbe en S) reliant les pourcentages cumulés.
- Identifier la **zone des 80 %** : les causes situées sous ce seuil forment les « causes vitales » à traiter en priorité.

TABLE 1.2: Exemple de tableau de Pareto — identification des causes vitales (80 %)

Cause identifiée	**Fréquence**	**% du total**	**% Cumulé**
Cause A (ex : usure mécanique)	35	35 %	35 %
Cause B (ex : mauvais réglage)	25	25 %	60 %
Cause C (ex : qualité matière)	20	20 %	**80 % ← seuil vital**
Cause D (ex : manque de formation)	10	10 %	90 %
Cause E (ex : environnement)	10	10 %	100 %

La lecture du diagramme de Pareto s'effectue en deux temps. Dans un premier temps, on identifie visuellement les barres les plus hautes de l'histogramme, qui représentent les causes les plus fréquentes. Dans un second temps, on repère le point d'inflexion de la courbe cumulative au niveau du seuil des 80 % : toutes les causes situées à gauche de ce seuil constituent les causes dites **« vitales »** sur lesquelles doivent porter les actions prioritaires de maintenance.

La segmentation ABC : trois zones d'action

Une variante de l'analyse de Pareto, couramment utilisée en maintenance, est la **segmentation en trois zones** (méthode ABC ou loi ABC) :

- **Zone A — Causes vitales :** Représentent généralement 20 % des causes mais génèrent 80 % des défaillances. Ce sont les priorités absolues d'action préventive. Les plans de maintenance et les ressources doivent être concentrés sur cette zone.
- **Zone B — Causes importantes :** Représentent environ 30 % des causes pour 15 % des défaillances. Elles méritent une surveillance régulière et des actions correctives planifiées.

— **Zone C — Causes mineures :** Représentent 50 % des causes mais seulement 5 % des défaillances. Elles peuvent être gérées par une maintenance de routine sans mobilisation importante de ressources.

Complémentarité avec le diagramme d'Ishikawa

Dans une démarche rigoureuse d'analyse des défaillances, le diagramme d'Ishikawa et l'analyse de Pareto sont utilisés en séquence et se complètent mutuellement :

— Le diagramme d'Ishikawa **explore et liste** de manière exhaustive l'ensemble des causes potentielles d'un problème, en les organisant selon les familles 5M.

— L'analyse de Pareto **hiérarchise et quantifie** ces causes, permettant d'identifier les 20 % qui génèrent 80 % des problèmes.

— Les actions correctives et les plans de maintenance préventive sont alors construits en **ciblant en priorité** les causes vitales identifiées par la courbe de Pareto.

Cette articulation méthodique, qui va de l'exploration qualitative (Ishikawa) à la quantification et à la priorisation (Pareto), constitue l'une des approches les plus robustes pour structurer une politique de maintenance préventive fondée sur les données réelles du terrain. Elle est d'autant plus efficace lorsqu'elle s'appuie sur un historique de pannes fiable et structuré, ce que facilitent les outils de **Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur (GMAO)**.

1.9 Intégration de l'Intelligence Artificielle dans la Maintenance

L'évolution des systèmes industriels et la transformation numérique ont profondément modifié les méthodes de gestion de la maintenance. Avec l'émergence de l'Industrie 4.0, les entreprises cherchent désormais à exploiter les données générées par les équipements afin d'améliorer les performances industrielles et de réduire les arrêts de production. Dans ce contexte, l'Intelligence Artificielle (IA) représente une technologie stratégique permettant de transformer les approches traditionnelles de maintenance en systèmes intelligents capables d'anticiper les défaillances et d'optimiser les interventions techniques.

L'intégration de l'IA dans la maintenance industrielle repose principalement sur l'exploitation des données issues des capteurs, des systèmes de supervision et des historiques de maintenance. Grâce aux techniques d'apprentissage automatique et d'analyse des données, les systèmes intelligents peuvent détecter les anomalies, prévoir les pannes futures et assister les techniciens dans la prise de décision.

1.9.1 Définition de l'Intelligence Artificielle

L'Intelligence Artificielle désigne un ensemble de techniques et d'algorithmes permettant à une machine de reproduire certaines capacités cognitives humaines telles que l'apprentissage, l'analyse, le raisonnement et la prise de décision. Elle repose principalement sur l'exploitation des données et sur des modèles mathématiques capables d'identifier des relations complexes entre différents paramètres.

Dans le domaine industriel, l'IA est utilisée pour analyser de grandes quantités de données provenant des équipements afin d'identifier des comportements anormaux et d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne provoquent un arrêt de production. Les technologies d'IA les plus utilisées dans la maintenance sont le Machine Learning, le Deep Learning et les systèmes experts.

1.9.2 La maintenance intelligente

La maintenance intelligente représente une évolution majeure des méthodes traditionnelles de maintenance industrielle. Elle combine les technologies numériques, l'Internet des Objets (IoT), les capteurs intelligents et l'Intelligence Artificielle afin d'assurer une surveillance continue de l'état des équipements industriels.

Contrairement aux approches classiques basées uniquement sur des interventions programmées ou réactives, la maintenance intelligente repose sur l'analyse en temps réel des données de fonctionnement des machines. Les paramètres tels que la température, les vibrations, la pression, la vitesse ou encore la consommation énergétique sont collectés en permanence afin d'évaluer l'état de santé des équipements.

Cette approche permet :

— d'améliorer la disponibilité des équipements ;

— de réduire les arrêts imprévus ;

— d'optimiser les coûts de maintenance ;

— d'augmenter la durée de vie des machines ;

— d'améliorer la sécurité des installations industrielles.

La maintenance intelligente constitue aujourd'hui un élément essentiel de l'Industrie 4.0, où les données deviennent un outil stratégique de pilotage industriel.

1.9.3 La maintenance prédictive basée sur l'IA

La maintenance prédictive est une stratégie avancée de maintenance qui vise à prévoir les défaillances avant leur apparition grâce à l'analyse des données et à l'utilisation d'algorithmes d'Intelligence Artificielle.

Cette approche repose sur plusieurs étapes :

— la collecte des données à partir des capteurs industriels ;

— le traitement et le nettoyage des données ;

— l'analyse des données par des modèles d'apprentissage automatique ;

— la détection des anomalies ;

— la prédiction des défaillances futures ;

— la planification optimale des interventions de maintenance.

Les algorithmes d'apprentissage supervisé tels que Random Forest, XGBoost et Gradient Boosting sont largement utilisés pour la maintenance prédictive. Ces modèles sont capables d'apprendre à partir des historiques de pannes et d'identifier les signes précurseurs de dégradation des équipements.

Grâce à cette approche, les entreprises peuvent intervenir au moment optimal avant la panne, ce qui permet de :

— réduire les coûts de réparation ;

— limiter les interruptions de production ;

— améliorer la fiabilité des équipements ;

— optimiser les ressources humaines et matérielles.

1.9.4 Cycle de fonctionnement de la maintenance intelligente

Le fonctionnement d'un système de maintenance intelligente basé sur l'Intelligence Artificielle repose sur un processus structuré permettant de surveiller l'état des équipements industriels, d'analyser les données collectées et d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne provoquent un arrêt de production. Ce cycle combine les technologies de l'Internet des Objets (IoT), les systèmes de supervision industrielle, le Big Data et les algorithmes d'apprentissage automatique afin d'assurer une gestion optimisée de la maintenance.

Le cycle de fonctionnement d'une maintenance intelligente se compose généralement de plusieurs étapes complémentaires allant de la collecte des données jusqu'à la prise de décision.

Collecte des données

La première étape consiste à collecter les données issues des équipements industriels. Les machines modernes sont équipées de nombreux capteurs intelligents capables de mesurer différents paramètres de fonctionnement tels que :

— les vibrations mécaniques ;

— la température ;

— la pression ;

— le courant électrique ;

— la vitesse de rotation ;

— le niveau sonore ;

— la consommation énergétique.

Ces données sont recueillies en temps réel puis transmises vers des systèmes de stockage, des serveurs industriels ou des plateformes cloud à travers des réseaux de communication industriels.

Cette phase est essentielle, car la qualité des prédictions dépend directement de la qualité et de la quantité des données collectées. Plus les informations disponibles sont précises et variées, plus les modèles d'Intelligence Artificielle pourront fournir des résultats fiables.

Traitement et préparation des données

Les données brutes collectées à partir des capteurs peuvent contenir des erreurs, des valeurs manquantes ou des informations inutiles. Avant leur exploitation par les modèles d'IA, une étape de prétraitement est donc nécessaire afin de garantir la qualité des analyses.

Cette phase comprend généralement :

— le nettoyage des données ;

— la suppression des valeurs aberrantes ;

— le traitement des données manquantes ;

— la normalisation des valeurs ;

— la transformation et l'organisation des données.

Le traitement des données permet également de réduire le volume d'informations et de sélectionner les variables les plus importantes pour l'analyse prédictive. Cette étape améliore la précision des modèles et réduit le temps de calcul des algorithmes.

Analyse et apprentissage

Après le prétraitement, les données sont analysées par des modèles d'Intelligence Artificielle utilisant des techniques d'apprentissage automatique ou d'apprentissage profond.

Durant cette phase, les algorithmes apprennent à reconnaître les comportements normaux et anormaux des équipements à partir des données historiques et des situations déjà observées. Les modèles peuvent ainsi identifier les relations existantes entre différents paramètres de fonctionnement et les défaillances survenues précédemment.

Les méthodes d'apprentissage supervisé telles que :

— Random Forest ;

— XGBoost ;

— Gradient Boosting ;

— les réseaux de neurones ;

sont fréquemment utilisées dans les systèmes de maintenance prédictive afin de construire des modèles capables de prévoir l'état futur des équipements.

Cette phase d'apprentissage constitue le cœur du système intelligent, car elle permet à la machine d'améliorer progressivement ses performances et sa précision prédictive.

Détection des anomalies

Une fois les modèles entraînés, le système devient capable de détecter automatiquement des anomalies dans le fonctionnement des équipements.

Une anomalie correspond généralement à une variation inhabituelle des paramètres surveillés, comme :

— une augmentation anormale des vibrations ;

— une surchauffe ;

— une baisse de performance ;

— une consommation excessive d'énergie ;

— des variations anormales du courant électrique.

La détection précoce des anomalies permet d'identifier les premiers signes de dégradation avant l'apparition d'une panne critique. Cette capacité d'anticipation représente l'un des principaux avantages de la maintenance intelligente par rapport aux méthodes traditionnelles.

Prédiction des pannes

Après la détection des anomalies, les algorithmes prédictifs analysent l'évolution des paramètres afin d'estimer le moment probable de défaillance de l'équipement.

Cette étape permet notamment :

— d'évaluer l'état de santé des machines ;

— d'estimer la durée de vie résiduelle des composants ;

— de prévoir les risques de panne future ;

— d'anticiper les besoins de maintenance.

La maintenance prédictive permet ainsi d'intervenir au moment optimal, avant qu'une panne ne provoque un arrêt de production ou des dommages importants sur les équipements industriels.

Cette approche réduit considérablement :

— les coûts de réparation ;

— les arrêts imprévus ;

— les pertes de production ;

— les risques de dégradation des équipements.

Prise de décision et intervention

La dernière étape du cycle consiste à exploiter les résultats des analyses afin de planifier les interventions de maintenance.

Les informations générées par les systèmes intelligents sont transmises aux responsables maintenance sous forme :

— d'alertes ;

— de tableaux de bord ;

— de rapports d'analyse ;

— de recommandations d'intervention.

Les techniciens peuvent alors prendre des décisions rapides et adaptées concernant :

— la planification des réparations ;

— le remplacement des composants ;

— l'arrêt préventif des équipements ;

— l'optimisation des ressources humaines et matérielles.

Dans certains systèmes industriels avancés, cette prise de décision peut être automatisée grâce à des systèmes experts capables de recommander ou d'exécuter directement certaines actions de maintenance.

Ainsi, le cycle de fonctionnement de la maintenance intelligente transforme la maintenance traditionnelle en une approche proactive, prédictive et optimisée. Grâce à l'exploitation des données et à l'Intelligence Artificielle, les entreprises industrielles peuvent améliorer significativement la fiabilité, la disponibilité et la performance globale de leurs installations tout en réduisant les coûts opérationnels et les risques de défaillance.

1.9.5 Méthodes de l'IA pour la Maintenance Prédictive

Plusieurs approches d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond se sont imposées pour la détection des anomalies et la prédiction de l'état futur des équipements industriels.

Apprentissage Supervisé

L'apprentissage supervisé est une méthode où un modèle apprend à partir de données déjà annotées. Chaque exemple d'entraînement comprend des informations d'entrée et la réponse attendue (ex : "Normal" ou "Panne"). L'objectif est que le modèle établisse une fonction de corrélation pour prédire l'état de santé des équipements sur de nouvelles données. Dans le domaine de la maintenance, cette approche permet d'identifier les signes précurseurs de défaillances et d'estimer la durée de vie résiduelle (Remaining Useful Life - RUL).

Random Forest (Forêts Aléatoires)

L'algorithme Random Forest est une méthode d'apprentissage qui combine plusieurs arbres de décision pour créer un modèle plus stable et plus précis. Le principe est simple : l'union de plusieurs modèles "faibles" permet d'obtenir une prédiction finale "forte".

Fonctionnement et Randomisation Son efficacité repose sur deux mécanismes clés qui garantissent la diversité des analyses :

— Le Bagging : Chaque arbre est entraîné sur un échantillon de données différent, tiré au sort.

— La sélection de variables : À chaque étape de construction, l'arbre ne choisit ses critères que parmi un sous-ensemble aléatoire de variables. Cette double randomisation évite le surapprentissage (le modèle apprend par cœur au lieu de comprendre).

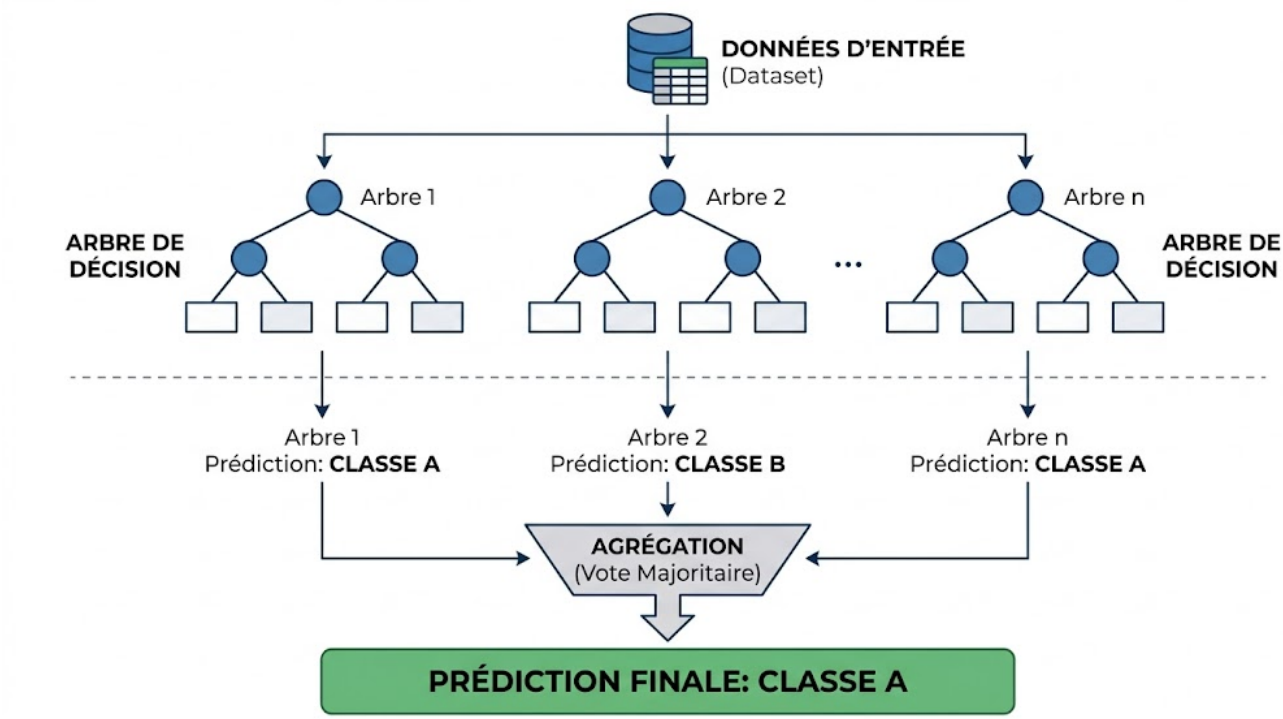


FIGURE 1.5: Architecture détaillée et mécanisme de diversification des arbres au sein d'une forêt aléatoire.

La figure ci-dessus illustre l'architecture globale du Random Forest, montrant la division des données en plusieurs arbres de décision indépendants et le mécanisme de vote final pour obtenir une prédiction robuste.

Importance des Variables (Feature Importance) L'algorithme permet de classer les données par ordre d'importance. En mesurant l'impact de chaque variable sur l'erreur de prédiction, il identifie les indicateurs les plus critiques (ex : quel capteur détecte le mieux une panne). C'est un outil précieux pour simplifier la surveillance des systèmes.

Points Forts et Limites

— Robustesse : Il résiste très bien aux données bruitées ou aux erreurs de mesure grâce au vote majoritaire des arbres.

— Polyvalence : Il gère des volumes de données massifs sans préparation complexe.

— Calcul : En revanche, une forêt très dense peut être gourmande en mémoire, ce qui peut ralentir son exécution sur des systèmes limités.

En maintenance, le Random Forest est idéal pour la classification. Il analyse par exemple des vibrations pour dire immédiatement si la machine est dans un état "Normal", "Usure" ou "Panne", avec une précision souvent supérieure à 95%

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)

L'algorithme XGBoost représente une évolution sophistiquée des méthodes basées sur les arbres de décision, conçue pour maximiser la vitesse d'exécution et la précision prédictive. Contrairement au Random Forest qui construit des arbres indépendants en parallèle, XGBoost adopte une approche séquentielle appelée "Boosting". Dans ce processus, chaque nouvel arbre est entraîné spécifiquement pour corriger les erreurs résiduelles commises par l'ensemble des arbres précédents. Cette construction itérative permet au modèle de s'affiner progressivement, en concentrant ses capacités de calcul sur les cas les plus complexes et les données les plus difficiles à classer. La figure ci-dessous illustre le processus itératif de XGBoost, où chaque nouvel arbre est entraîné sur les "résidus" (erreurs) du modèle précédent afin d'optimiser progressivement la prédiction finale.

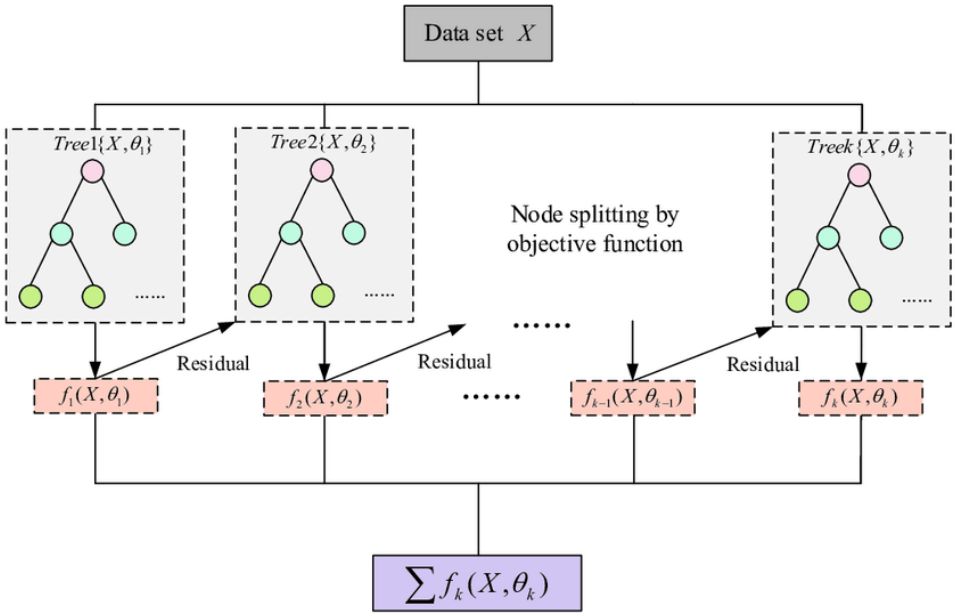


FIGURE 1.6: le processus itératif de XGBoost

Avantages :

— Haute Performance : Il est reconnu pour sa précision extrême, se classant souvent en tête des compétitions de science des données pour les problèmes de classification et de régression.

— Régularisation Intégrée : Il possède des fonctions mathématiques qui pénalisent la complexité excessive, ce qui empêche le modèle de tomber dans le surapprentissage, même avec un grand nombre d'arbres.

— Gestion des Données Manquantes : L'algorithme possède un mécanisme natif pour traiter les valeurs vides ou incomplètes, ce qui évite un long travail de préparation des données avant l'analyse.

— Rapidité de Calcul : Grâce à une optimisation du traitement en parallèle et de la gestion de la mémoire, il est beaucoup plus rapide que les méthodes de boosting traditionnelles.

Limites :

— Complexité de Réglage : XGBoost possède un grand nombre de paramètres (hyper-paramètres) qu'il faut ajuster avec précision pour obtenir les meilleurs résultats, ce qui rend son utilisation plus technique que celle du Random Forest.

— Sensibilité au Bruit : Comme il cherche à corriger chaque erreur, il peut parfois sur-réagir à des données aberrantes ou très bruitées si les paramètres de régularisation ne sont pas bien configurés.

— Consommation de Ressources : Bien qu'optimisé, l'entraînement de modèles très profonds sur des jeux de données massifs peut nécessiter une puissance de calcul importante.

Gradient Boosting

Le Gradient Boosting est une méthode d'apprentissage supervisé qui construit un modèle prédictif performant en combinant un grand nombre de modèles faibles (typiquement des arbres de régression peu profonds). L'idée centrale est de corriger itérativement les erreurs résiduelles du modèle constitué jusqu'alors en entraînant, à chaque étape, un nouvel arbre sur les pseudo-résidus (différences entre les vraies valeurs et les prédictions actuelles). Cette démarche s'appuie sur trois éléments clés :

— ne fonction de perte différentiable (par exemple, l'erreur quadratique moyenne en régression ou la log-loss en classification).

— Un apprenti faible (un petit arbre de décision).

— Un schéma additif qui agrège progressivement ces apprentis pour minimiser la perte globale via une forme de descente de gradient fonctionnelle.

En classification binaire, on démarre généralement par une unique feuille initiale (le log-odds moyen), puis on construit séquentiellement des arbres qui prédisent les pseudo-résidus, avant de combiner et d'ajuster les prédictions via une fonction logistique. La figure si dessous illustre ce processus itératif où chaque étape (Stage) se focalise sur les résidus produits par l'étape précédente pour affiner la décision finale.

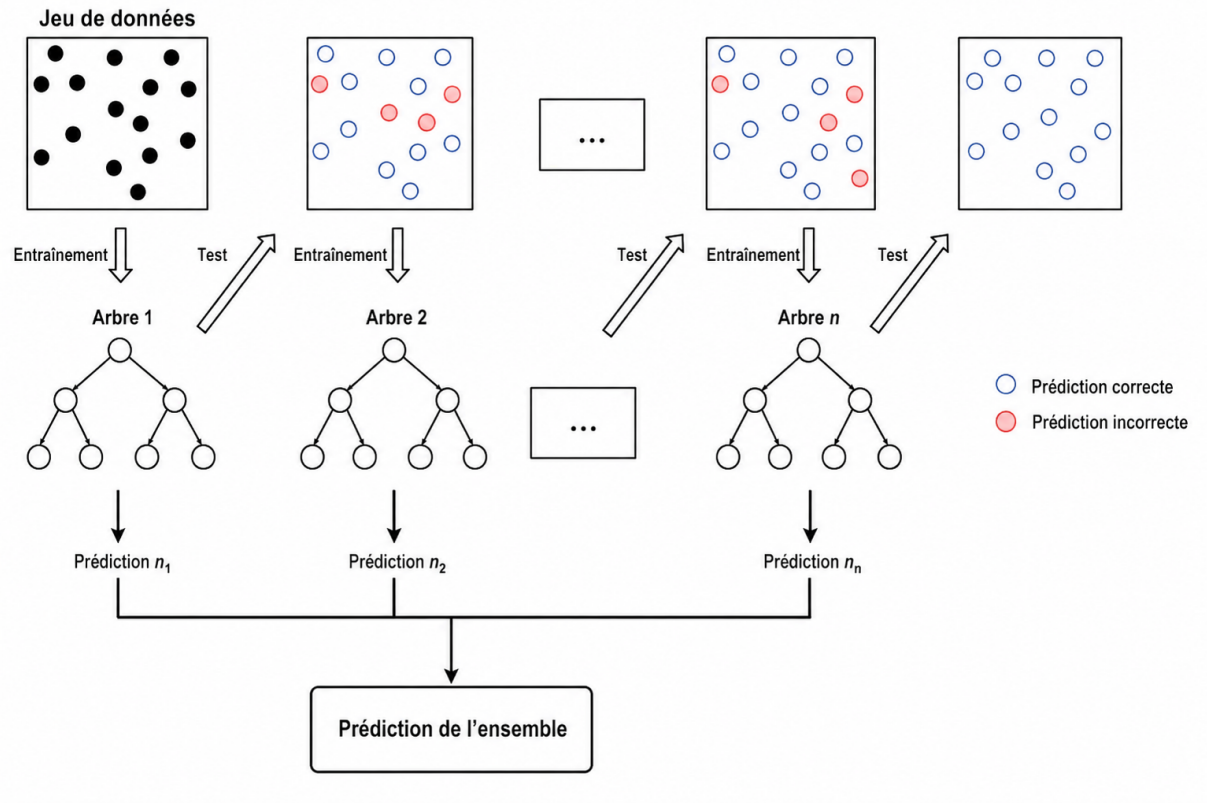


FIGURE 1.7: Architecture séquentielle du Gradient Boosting .

Hyperparamètres

- clésn_estimators : nombre d'arbres de régression construits.
- learning_rate (ν) : taux d'apprentissage réduisant l'impact de chaque arbre sur la prédiction finale pour éviter de dépasser l'optimum.
- max_depth : profondeur maximale de chaque arbre pour contrôler la complexité.
- subsample : fraction des échantillons utilisée pour chaque arbre (réduit la variance.
- reg_alpha / reg_lambda : pénalisations L1/L2 visant à limiter le surapprentissage.

Avantages et Limites

- **Avantages :** Haute performance grâce à l'agrégation adaptative, grande flexibilité des fonctions de perte, et excellente interprétabilité via l'extraction de l'importance des variables.
- **Limites :** Temps de calcul élevé si le nombre d'arbres est important, sensibilité aux hyperparamètres nécessitant un réglage précis, et une empreinte mémoire non négligeable.

Applications en Maintenance Industrielle

- **Diagnostic de défaillance :** Classification des types de pannes (mécanique, électrique, réglage) à partir des données historiques de production.
- **Estimation de la durée de vie (RUL) :** Prédiction du temps restant avant la prochaine panne sur une machine (ex : machine de découpe ou onduleuse).
- **Optimisation de la production :** Détection d'anomalies de qualité sur les produits finis (ex : défauts sur le carton) en analysant les variables de vitesse et de pression.

— **Planification de la maintenance :** Simulation de scénarios pour optimiser les fenêtres d'intervention sans arrêter la ligne de production inutilement.

k-Nearest Neighbors (k-NN)

Le k-Nearest Neighbors (k-NN), ou algorithme des k-plus proches voisins, est une méthode non paramétrique de classification fondée sur la similitude entre les observations. Contrairement à d'autres modèles, il ne nécessite pas de phase d'apprentissage préalable au sens strict (c'est un "lazy learner"). Pour attribuer une classe à un nouvel échantillon, l'algorithme calcule sa distance (généralement euclidienne ou de Manhattan) par rapport à tous les points du jeu de données connu, puis sélectionne les k points les plus proches. La prédiction finale correspond à la classe la plus fréquente parmi ces voisins.
La figure qui suit met en évidence l'importance du choix de la valeur k sur la décision finale : selon le rayon de voisinage sélectionné, le nouvel échantillon peut être classé différemment.

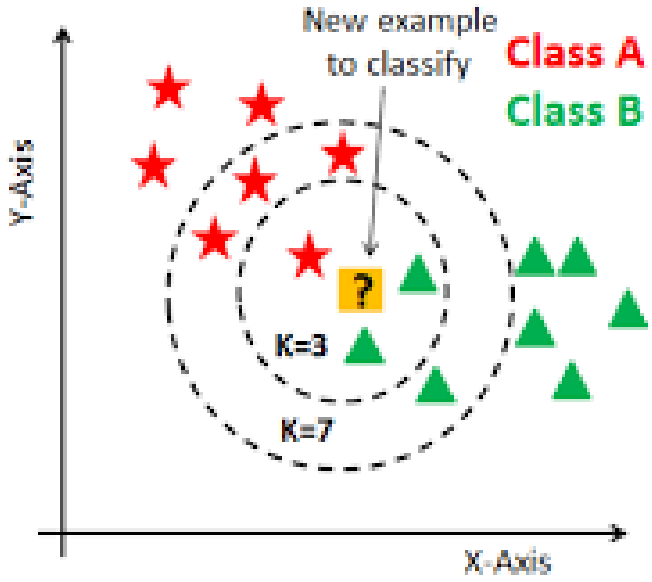


FIGURE 1.8: Processus de classification k-NN

Long Short-Term Memory (LSTM)

Définition et principe

Le *Long Short-Term Memory* (LSTM) est un type de réseau de neurones récurrent (RNN) conçu spécifiquement pour modéliser des dépendances à long terme dans des séquences temporelles. Introduit par Hochreiter et Schmidhuber en 1997, il résout le problème du gradient évanescent qui affecte les RNN classiques, rendant impossible l'apprentissage de relations sur de longues fenêtres temporelles.

Dans le contexte de la maintenance industrielle, le LSTM excelle dans l'analyse des séquences d'événements de panne, car il peut « mémoriser » des patterns de dégradation s'étalant sur plusieurs semaines ou mois tout en « oubliant » les informations non pertinentes. C'est cette capacité de mémoire sélective qui le distingue des modèles classiques.

Architecture interne : les quatre portes

L'originalité du LSTM réside dans sa cellule mémoire, contrôlée par trois portes logiques dont chacune joue un rôle précis dans la gestion de l'information :

— **Porte d'oubli (Forget Gate) :** détermine quelle fraction de l'état précédent doit être conservée ou effacée. Elle applique une fonction sigmoïde (σ) dont la sortie varie entre 0 (oublier totalement) et 1 (conserver totalement).

— **Porte d'entrée (Input Gate) :** contrôle quelle nouvelle information doit être intégrée dans l'état de la cellule. Elle combine une sigmoïde pour décider « quoi mettre à jour » et une tangente hyperbolique (tanh) pour créer les nouveaux candidats à mémoriser.

— **État de la cellule (Cell State) :** représente la mémoire à long terme du réseau. Il se propage à travers le temps avec des modifications minimales, permettant ainsi le transport d'informations sur de nombreux pas de temps.

— **Porte de sortie (Output Gate) :** filtre l'état de la cellule pour produire la sortie cachée H_t, qui représente la mémoire à court terme transmise à la couche suivante et au pas de temps suivant.

Ces mécanismes se formalisent par les équations suivantes :

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [H_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{1.1}$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [H_{t-1}, x_t] + b_i) \quad ; \quad \tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [H_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{1.2}$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \tag{1.3}$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [H_{t-1}, x_t] + b_o) \quad ; \quad H_t = o_t \odot \tanh(C_t) \tag{1.4}$$

Où x_t est le vecteur d'entrée au pas de temps t, H_{t-1} est l'état caché précédent, W et b sont les poids et biais appris lors de l'entraînement, et $\odot$ désigne le produit élément par élément (produit de Hadamard).

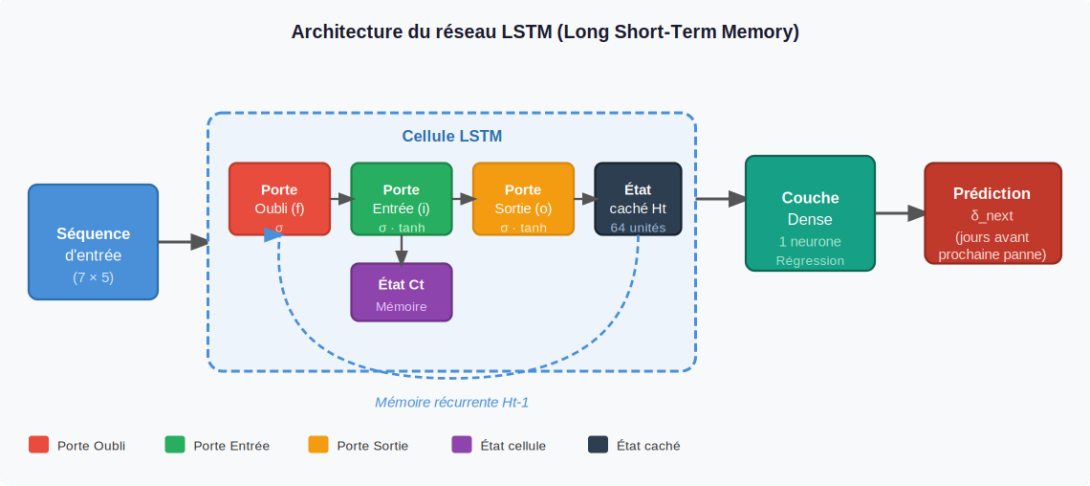


FIGURE 1.9: Architecture détaillée d'une cellule LSTM avec ses quatre portes de contrôle de la mémoire

Avantages et limites du LSTM

Le LSTM présente plusieurs avantages décisifs pour la maintenance prédictive :

— **Mémoire à long terme :** il peut détecter des cycles de dégradation s'étalant sur plusieurs mois, là où un modèle classique ne verrait qu'un instantané.

— **Robustesse aux séquences irrégulières :** les intervalles entre pannes industrielles sont rarement uniformes ; le LSTM s'adapte naturellement à cette irrégularité.

— **Prédiction continue :** contrairement aux modèles de classification, il produit une valeur numérique directement exploitable par le responsable maintenance (nombre de jours restants).

Ses limites principales sont les suivantes :

— **Coût computationnel élevé** par rapport aux modèles tabulaires (XGBoost, Random Forest), nécessitant un GPU pour les grands datasets.

— **Sensibilité à la longueur de la fenêtre temporelle**, qui doit être soigneusement calibrée selon la fréquence moyenne des pannes.

— **Tendance au lissage des pics extrêmes :** le modèle sous-estime les intervalles atypiquement longs entre deux pannes (périodes de fonctionnement stable).

Multi-Layer Perceptron (MLP)

Définition et principe

Le *Multi-Layer Perceptron* (MLP) est le réseau de neurones artificiel le plus fondamental et le plus répandu dans l'apprentissage automatique supervisé. Il appartient à la famille des réseaux de neurones à propagation avant (*feedforward neural networks*), où l'information circule exclusivement de la couche d'entrée vers la couche de sortie, sans connexion récurrente.

Le MLP est constitué d'au moins trois types de couches : une couche d'entrée recevant les données brutes, une ou plusieurs couches cachées (dites « denses » ou « *fully connected* ») effectuant les transformations non-linéaires, et une couche de sortie produisant la prédiction finale. La puissance du MLP réside dans sa capacité à approximer n'importe quelle fonction continue (théorème d'approximation universelle de Cybenko, 1989) à partir d'une architecture suffisamment large.

Architecture et fonctionnement

Chaque neurone dans une couche cachée calcule une combinaison linéaire de ses entrées, à laquelle est appliquée une fonction d'activation non-linéaire. Pour un neurone j de la couche l, la sortie est :

$$a_j^{(l)} = f\left(\sum_i w_{ij}^{(l)} \cdot a_i^{(l-1)} + b_j^{(l)}\right) \tag{1.5}$$

Où $w_{ij}^{(l)}$ sont les poids synaptiques, $b_j^{(l)}$ le biais, et $f(\cdot)$ la fonction d'activation. Dans notre implémentation, la fonction ReLU (*Rectified Linear Unit*) est utilisée pour les couches cachées :

$$\mathrm{ReLU}(x) = \max(0, x) \tag{1.6}$$

La couche de sortie utilise la fonction Softmax pour une classification multiclasse, produisant une distribution de probabilités sur les n classes (machines) :

$$\mathrm{Softmax}(z_i) = \frac{\exp(z_i)}{\sum_{j=1}^{n} \exp(z_j)} \tag{1.7}$$

L'entraînement s'effectue par rétropropagation du gradient (*backpropagation*) : les erreurs de la couche de sortie sont propagées vers les couches précédentes pour ajuster les poids de manière à minimiser la fonction de perte (*Categorical Cross-Entropy* pour la classification multiclasse).

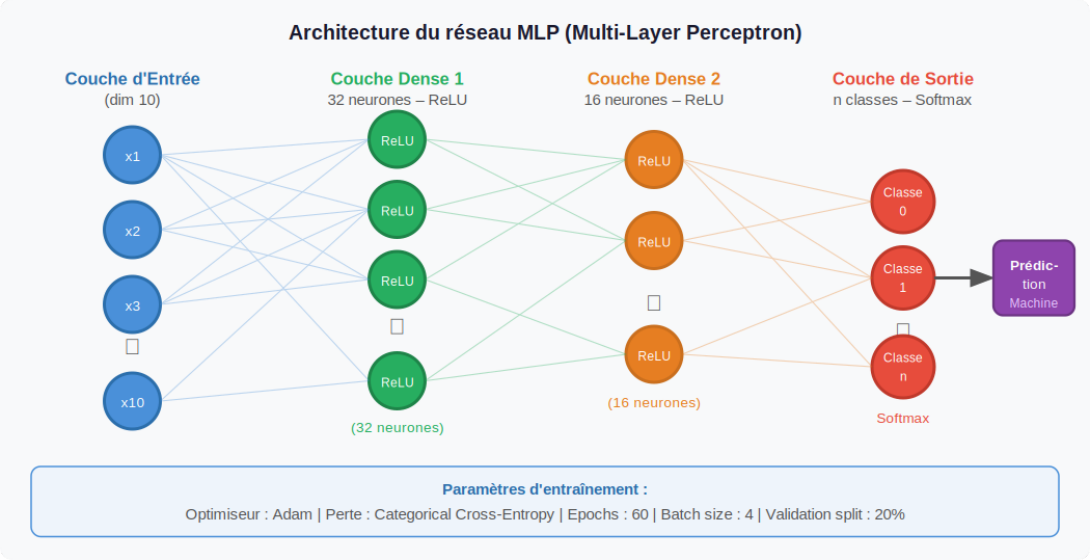


FIGURE 1.10: Architecture du réseau MLP utilisé pour la classification des risques (3 couches denses)

Avantages et limites du MLP dans le contexte industriel

Pour évaluer la pertinence de l'utilisation d'un perceptron multicouche (MLP), nous avons synthétisé ses atouts et contraintes dans le tableau suivant :

Avantages principaux	**Limites et contraintes**
— **Approximation universelle :** Modélisation de relations non-linéaires complexes. — **Entraînement rapide :** Convergence rapide sur CPU sans matériel spécialisé. — **Interprétabilité :** Analyse des poids pour identifier les variables discriminantes. — **Complémentarité :** Renforce le diagnostic final face à XGBoost.	— **Sensibilité à l'initialisation :** Variabilité des résultats due au caractère aléatoire. — **Effet "Boîte noire" :** Moins lisible nativement que les arbres de décision. — **Prétraitement :** Nécessite une normalisation rigoureuse des données (ex : MinMaxScaler).

TABLE 1.3: Synthèse des caractéristiques du modèle MLP

1.10 conclusion

Ce chapitre a permis d'explorer la synergie entre les stratégies de maintenance traditionnelle et les avancées technologiques offertes par l'Intelligence Artificielle. Nous avons vu que le passage d'une maintenance préventive systématique à une maintenance prédictive ne constitue pas seulement une amélioration technique, mais une véritable mutation stratégique pour l'industrie moderne.

L'étude des algorithmes tels que le Random Forest, le Gradient Boosting et le k-NN a démontré que la capacité à traiter de grands volumes de données opérationnelles permet d'anticiper les défaillances avec une précision accrue. Ces outils offrent une visibilité inédite sur l'état de santé des machines, permettant ainsi de réduire les arrêts de production non planifiés et d'optimiser la durée de vie des composants.

Toutefois, la mise en œuvre de telles solutions repose sur une base solide : la qualité des données collectées et une organisation rigoureuse des processus de maintenance. L'intégration de l'IA ne remplace pas l'expertise humaine, mais la complète en fournissant des indicateurs d'aide à la décision plus fiables.

En définitive, l'alliance de la maintenance et de l'IA représente un levier de compétitivité majeur. Elle ouvre la voie à une gestion plus intelligente et proactive des actifs industriels, transformant les contraintes techniques en opportunités d'excellence opérationnelle

CHAPITRE 2

Présentation de l'entreprise

2.1 Historique de l'entreprise

Créée dès 1965, "Cartonneries El-Amine" est une société spécialisée dans la fabrication de boites d'emballage et la revente de cartons compacts. Dirigée par : Mr. ELACHACHI Abdelmadjid et son fils Mr. ELACHACHIi Mohammed Ennour "Cartonneries El-Amine" n'a cessé de croître au fil des années ; son chiffre d'affaires annuel actuel dépassant les 250 millions de dinars algériens. L'histoire de "Cartonneries El-Amine" a connu un tournant majeur en 1993 lors de la libéralisation du commerce extérieur et de l'avènement de l'économie de marché. En effet, son activité a alors connu un véritable coup de fouet, conduisant l'entreprise à doubler son effectif (actuellement à 55 employés) afin de répondre à une demande croissante. À cette même époque, "Cartonneries El-Amine" a également commencé à se déployer dans d'autres villes du pays, notamment à Alger la capitale, afin de se rapprocher de sa clientèle, répartie sur l'ensemble du territoire national. Implantée à l'origine dans la banlieue Ouest de Tlemcen (incorporée actuellement au centre-ville), la société a annexé un nouveau site de production en 2010 à la zone industrielle de Chetouane - Tlemcen, afin de répondre à la demande toujours croissante de sa clientèle. Grâce à une qualité de fabrication irréprochable ainsi qu'à un service commercial très performant, "Cartonneries El-Amine" figure aujourd'hui parmi les leaders dans son domaine en Algérie, avec une part importante du marché national. Dans ce contexte, des experts de la communauté européenne ont pu constater la mise à niveau de la chaîne de production, du fait d'un savoir-faire indéniable, en constante amélioration depuis 46 ans, mais également du fait d'une utilisation judicieuse des technologies modernes.

2.2 Données sur l'entreprise

2.2.1 Organigramme de l'entreprise

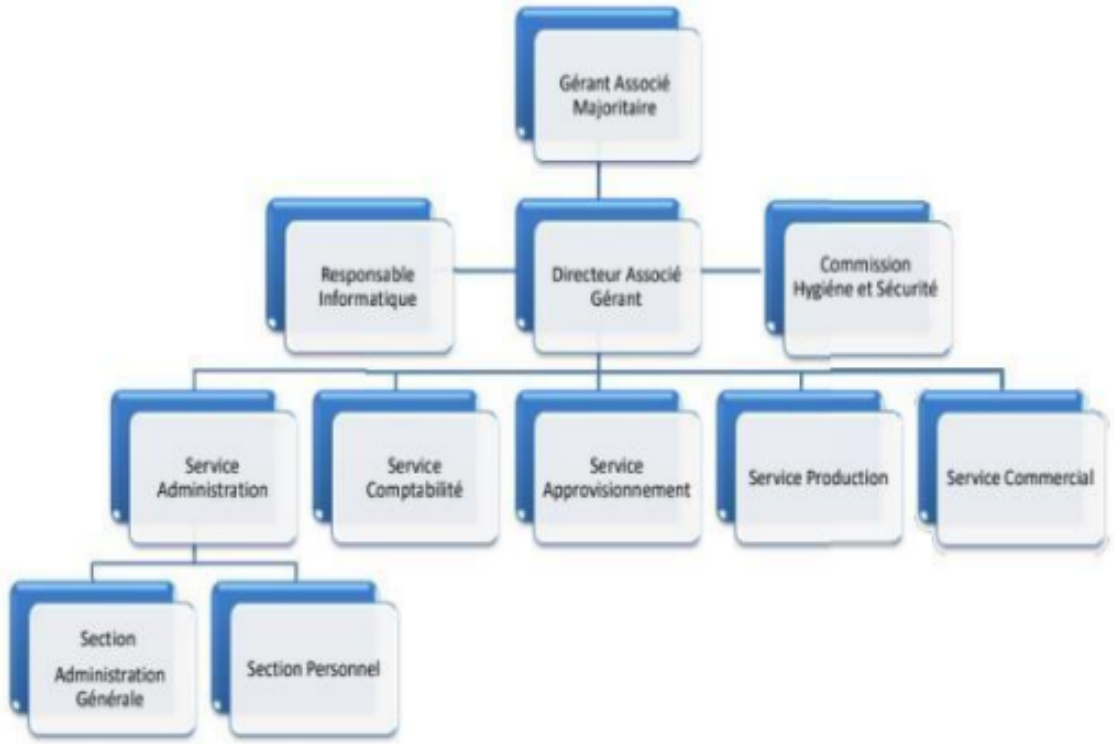


FIGURE 2.1: L'organigramme de l'entreprise

2.2.2 Fiche signalétique de l'entreprise

Élément	Information
Nature	Siège
Année de création	1965
Forme juridique	SARL
Chiffre d'affaires	Dépasse les 250 millions DA
Activités	Producteur
Distribution / Services	Distributeur – Prestataire de services
Effectifs	De 20 à 49 employés
Adresse	Zone industrielle Dessert n°08, 13000 Chetouane, Algérie
Téléphone	+213770971665
email	contact@cart-elamine.com
Fax	+21343278077

TABLE 2.1: Fiche signalétique de l'entreprise

2.2.3 Spécialisations et activités de l'entreprise

L'entreprise propose une large gamme de produits en carton et en papier destinés à différents secteurs d'activité. Sa production est structurée comme suit :

Cartons selon le secteur d'activité

- Cartons destinés à l'industrie de la chaussure ;
- Cartons pour contenants et boîtes diverses ;
- Emballages en papier et carton pour produits alimentaires ;
- Boîtes en carton rigide pour l'industrie agroalimentaire ;
- Boîtes en carton pour machines automatiques de remplissage et d'emballage.

Emballages en carton

- Cartonnages industriels ;
- Étuis en carton ;
- Emballages en carton imprimé ;
- Emballages en carton selon usage spécifique ;
- Étuis et boîtes en carton pour bijoux et montres ;
- Boîtes en carton pour chaussures.

Produits en papier et carton cylindriques

— Rouleaux en papier

— Tubes en carton ;

Types de boîtes en carton fabriquées

— Boîtes en carton doublé

— Boîtes en carton léger

— Boîtes en carton collé

— Boîtes en carton rigide

Boîtes en carton selon l'usage

— Boîtes pour envois postaux

— Boîtes pour vêtements

2.2.4 Fournisseurs, clients et concurrents

— **Fournisseurs (principalement européen) :** fabricant de carton, fabricant de papier kraft et revendeur de carton/papier.

— **Clients :** fabricants de chaussures, laboratoire pharmaceutique, grossiste d'emballage, pâtissiers ....

— **Concurrents :** imprimeurs, fabricants d'emballage en carton.

2.2.5 Perspective de l'entreprise

— Un équipement de production à la pointe de la technologie

— Modernisation du parc machines.

— Prévision d'une demande croissante et l'augmentation des parts de marché.

— Se baser sur sa longue expérience dans le domaine

— Renforcement de l'engagement civique

— Participation active au sein de différents organismes, associations...



FIGURE 2.2: Présentation de l'entreprise

2.3 Fonctionnement de l'entreprise

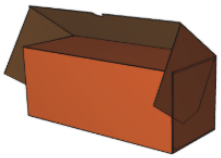
2.3.1 Le produit

Chez **"Cartonneries El-Amine"** la matière sur la quel s'articule l'ensemble de son activité est principalement le carton qui passe par diverses étapes de transformation et qui est Présentation générale de l'entreprise 42 classé en trois catégories (Blanc boit tout bois / Blanc gris / Ondulé) et tout ça sera en grammage **"Cartonneries El-Amine"** propose aux professionnels un large éventail de produits afin de répondre à leurs besoins. La production de **"Cartonneries El-Amine"** s'oriente actuellement vers deux grands secteurs :
La fabrication de tous genres de boites d'emballage en carton plat pour les divers secteurs de l'industrie, parmi lesquels, le secteur alimentaire, le secteur textile (bonneteries layettes), le secteur des articles chaussant, ou encore le secteur pharmaceutique.

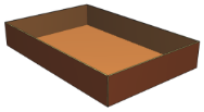
Nouveau !



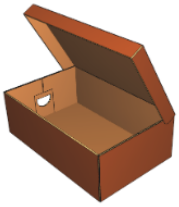
BOÎTE PÂTISSIÈRE



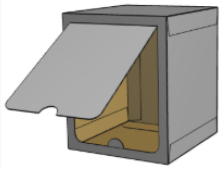
BOÎTE À 4 COINS



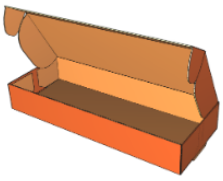
FOND SANS COUVERCLE



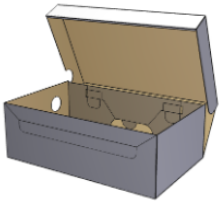
BOITE À CHAUSSURES A



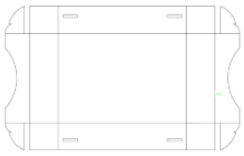
BOÎTE PRÉSENTOIR B



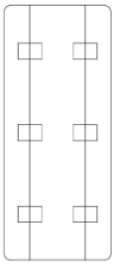
BOÎTE CLOCHE



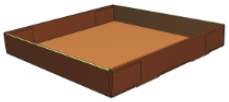
BOÎTE À CHAUSSURES



PLATEAU



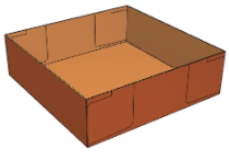
BARQUETTE A



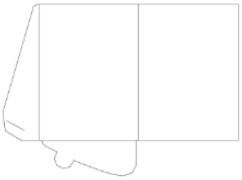
BARQUETTE B



BARQUETTE C



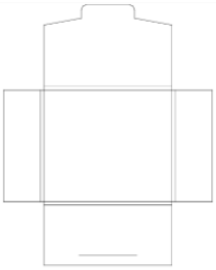
BARQUETTE D



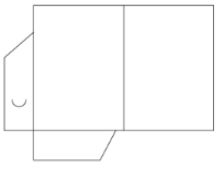
CHEMISE EN CARTON A



CHEMISE EN CARTON B

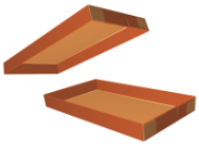


CHEMISE EN CARTON C



CHEMISE EN CARTON D

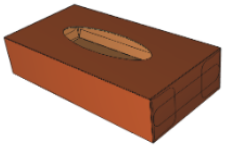
Nouveau !



FOND AVEC COULEUR INDÉPENDANT



BOÎTE ÉTUIS SIMPLE



BOÎTE POUR MOUCHOIRS EN PAPIER

Nouveau !



BOÎTE ÉTUI AVEC FOND SEMI-AUTOMATIQUE

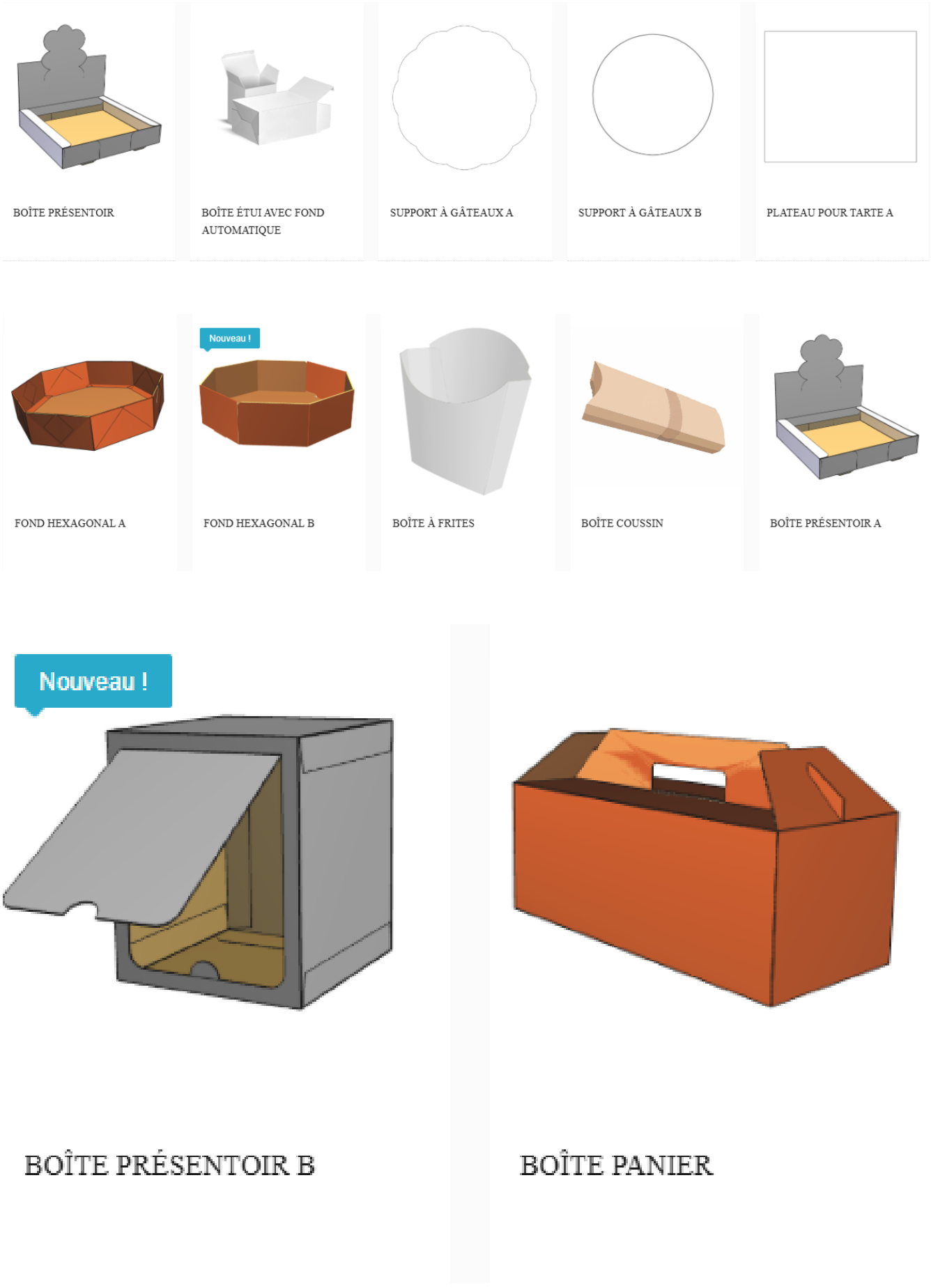


FIGURE 2.3: Les types de boites produites par l'entreprise

2.3.2 La qualité

"La qualité et le service avant tout"
"Cartonneries El-Amine" a toujours privilégié la qualité, elle travaille avec les mêmes fournisseurs et clients depuis plusieurs années. Elle apporte régulièrement une évolution aux gammes vendues et toute son action s'inscrit dans une relation stable au long terme ainsi que de proximité géographique avec ses clients via son réseau d'agences pour couvrir le territoire national.
"Cartonneries El-Amine" fait fort de donner une réponse concrète aux besoins de ses clients qu'elle suit de très près. Cela requiert de connaître parfaitement leur activité et d'être à leur écoute. Les notions de proximité et de loyauté sont les bases d'une relation stable nouée dans la confiance au fil du temps ».

2.3.3 Processus de fabrication

Chez "Cartonnerie El-Amine", le procédé de fabrication de boîtes d'emballage est extrêmement bien géré. Après réception de la commande, des techniciens réalisent le produit selon les désirs du client. Le processus se déroule ainsi en plusieurs étapes majeures qui varient selon que la boite soit simple (blanche) ou imprimée (couleurs), et aussi selon les options de finition (pelliculage, vernissage). Plusieurs compétences sont nécessaires dans cette conception qui porte sur la forme et la faisabilité de l'emballage : originalité, économie de la matière, automatisation du découpage et de l'assemblage, caractère artistique de la décoration réalisée en infographie.
La production d'un emballage se divise en quatre grandes parties : le bon à tirer, l'impression, la découpe, la transformation.

Bon à Tirer

C'est l'étape ultime du développement du packaging avant sa mise en fabrication. Le prix a été accepté, la commande passée, maintenant il faut s'assurer que tout est conforme. Le client donne deux accords de validation : l'un pour la forme et le volume, l'autre pour le graphisme.

— Pour la forme (forme de découpe) :
Après la conception de l'échantillon utilisant deux logiciels : picador (pour packaging) et autocad puis le tracer grâce à la table traçante : qui est un outil de dessin industriel. Elle se compose d'une table horizontale et d'un porte-stylo motorisé, le tout étant commandé par ordinateur (mais connecté à une unité logique de traitement qui décharge l'ordinateurdes tâches de très bas niveau). Le format de la table est souvent A3, A2 ou A1, mais des modèles en A0 existent. Le papier est fixé à la table soit par un système électrostatique, soit par une dépression d'air à travers des trous de très petite taille. Le temps d'un tracé varie couramment de trente secondes à une demi-heure. Un tracé très complexe et très détaillé peut même prendre plus d'une heure. On passe à la forme de découpe : qui est un emportepièce à plat (ou gabarit ou matrice). Elle est réalisée au laser en lames (ou filets) d'acier coupantes, ou non (pour un pli par exemple) et incorporées sur un support en bois avec une épaisseur de 18 millimètres.

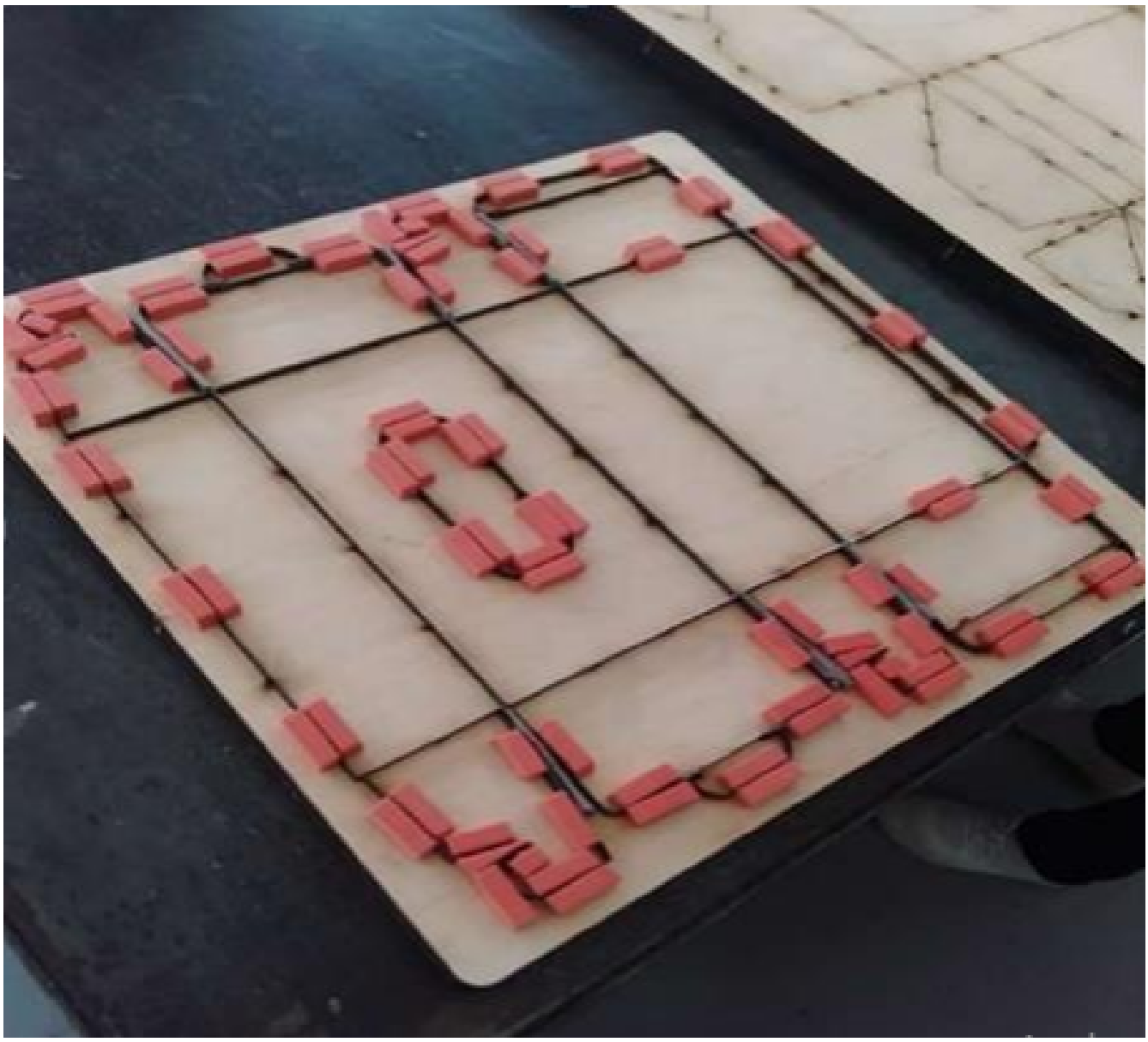


FIGURE 2.4: La forme de découpe

— Pour le graphisme :
Le bon à tirer (BAT) se présente sous la forme d'un document numérique (PDF) et si nécessaire d'un tirage sur papier spécial calibré. Il revient au client et au client seul (c'est sa responsabilité) de vérifier et valider les textes, les images, les couleurs, la disposition

Imprimer

Les principaux procédés d'impression utilisés en packaging sont l'offset.
Apres la validation du client sur le graphisme on passe àl'insolation des plaques offset grâce au procédé « Computer-to-plate » (de l'ordinateur à la plaque) ce qui permet d'insoler des plaques offset directement à partir de fichiers numériques en utilisant le laser. La préparation des fournitures nécessaires (sélection des couleurs, plaques d'impression, formes de découpe, etc.), les techniciens analysent les caractéristiques de la boîte convenant au produit à emballer ainsi que ses applications et ce, afin de sélectionner les meilleures matières pour sa fabrication.

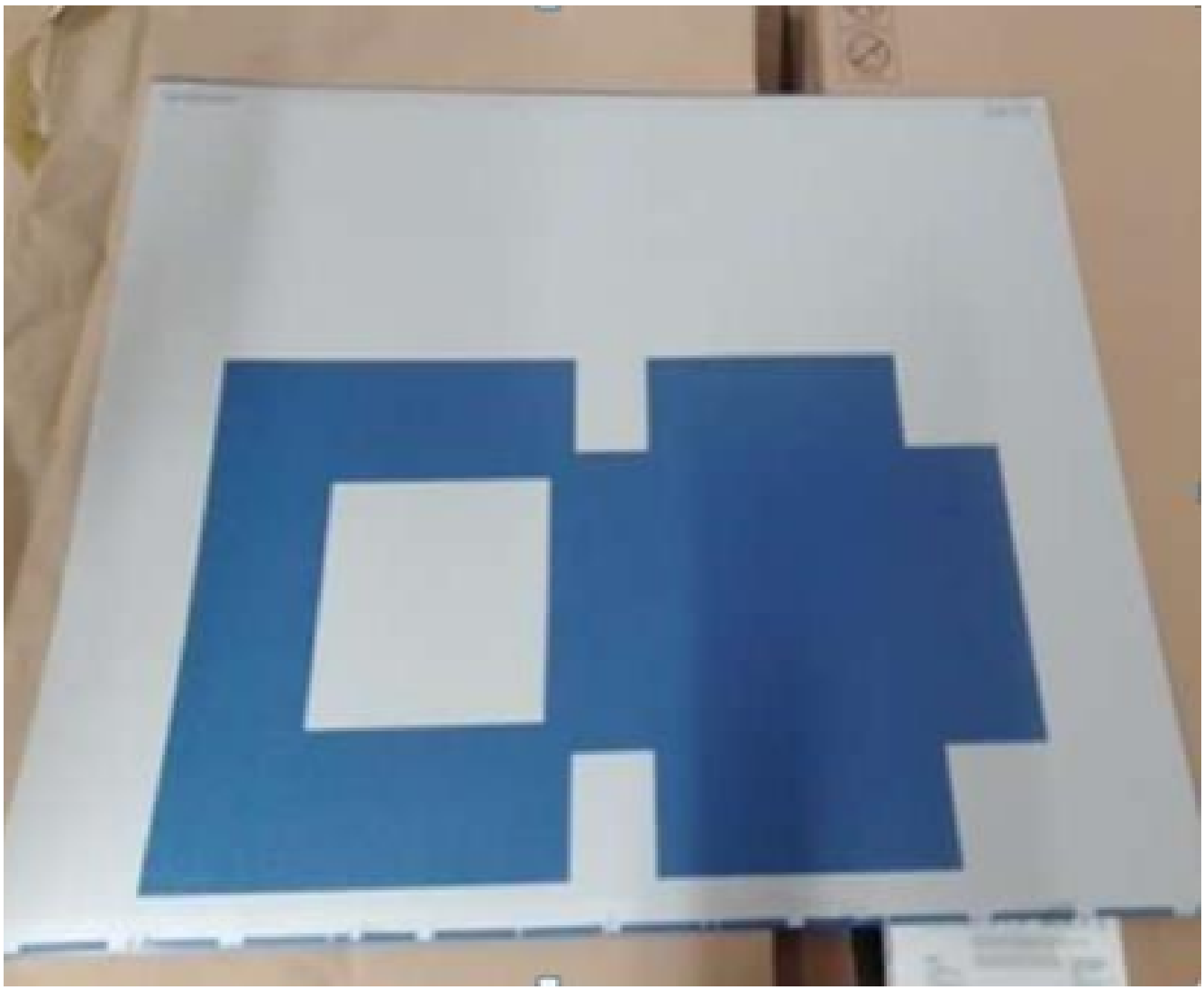


FIGURE 2.5: Plaque CTP

Les plaques offset prêtes, elles passent à la presse pour être imprimées. La presse d'impression offset se compose de cinq groupes imprimantes qui accueillent chacun une couleur de la quadrichromie (jaune, cyan, magenta ou noir, couleur pantone plus deux groupes vernis pour la protection et donner la brillance). Après l'impression, ces matières sont ensuite minutieusement traitées selon le cas (vernissage, pelliculage, etc.) afin de valoriser au mieux les produits qui y seront emballés.



FIGURE 2.6: La machine Offset pour l'impression

Découper

Le plus courant des principes de découpe est celui, fort simple, de la technique de l'emporte-pièce. La matière (plaque de carton) est serrée entre une forme et une contre forme qui pressées l'une contre l'autre découpe la plaque de carton en une ou plusieurs poses du futur emballage. Les machines sont semi automatiques ou automatiques



FIGURE 2.7: La machine auto platine pour la découpe

Transformer

Une fois le produit imprimé puis découpé, il convient de le transformer pour lui donner son aspect définitif. L'action la plus courante est le pliage-collage, par exemple pour former un étui. Cetteopération se réalise manuellement ou mécaniquement. Le traitement manuel est réservé aux emballages complexes et en très petites séries, mais c'est coûteux en main d'œuvre et en temps. Les machines automatiques en pliant et en collant l'emballage le termine et le rend prêt à l'emploi par l'utilisateur final.
D'autres actions peuvent être entreprises comme la pose de fenêtre transparente, la pose d'accessoires (poignée, œillet, ruban, etc. ou encore de procéder à des actions de mise en volume et de remplissage (conditionnement à façon).



FIGURE 2.8: La machine Plieuse/ colleuse

Les produits finis sont ensuite entreposés dans des aires conçues spécialement pour ces produits, températures ambiantes, propreté de rigueur, rien n'est laissé au hasard.

CHAPITRE 3

Méthodologie, problématique et solutions proposées

3.1 Introduction

Dans un contexte industriel marqué par l'évolution technologique et l'augmentation des exigences de performance, la maintenance est devenue un élément essentiel pour assurer la continuité et l'efficacité des systèmes de production. Les entreprises cherchent aujourd'hui à améliorer la disponibilité de leurs équipements tout en réduisant les coûts liés aux arrêts de production et aux interventions techniques.

Avec le développement de l'Industrie 4.0 et des technologies numériques, les données issues des équipements industriels occupent une place importante dans l'amélioration des stratégies de maintenance. L'exploitation de ces informations permet désormais d'orienter les entreprises vers des approches plus intelligentes et plus efficaces basées sur l'anticipation des défaillances et l'optimisation des interventions.

Dans ce chapitre, nous présenterons l'analyse du système existant au sein de l'entreprise étudiée, la problématique identifiée ainsi que la méthodologie proposée pour la conception d'un système de maintenance intelligent basé sur l'exploitation des données historiques et les techniques d'Intelligence Artificielle.

3.2 Analyse du système existant

L'analyse du système actuel au sein des **Cartonneries El-Amine** permet de dresser un état des lieux des pratiques de maintenance dédiées aux lignes de production de carton (onduleuses, presses, combinés). Cette étude identifie les méthodes de gestion des équipements ainsi que les freins limitant l'efficience de l'outil de production.

3.2.1 Dominance de la maintenance corrective

Actuellement, la stratégie de maintenance de l'entreprise est essentiellement **réactive**. L'essentiel de l'activité technique se concentre sur le dépannage immédiat : les interventions sont déclenchées par l'apparition d'une panne franche ou d'un dysfonctionnement bloquant sur la chaîne de fabrication. Si cette approche permet une remise en service rapide, elle génère des conséquences critiques pour une cartonnerie :

— **Arrêts de production non programmé** sur des machines clés (comme l'onduleuse), stoppant tout le flux de transformation.

— **Coûts élevés** dus aux réparations d'urgence et à la dégradation en cascade de composants mécaniques.

— **Pertes de matières premières** liées aux arrêts brusques en cours de processus.

3.2.2 Un préventif limité et empirique

Bien que des opérations de maintenance préventive soient effectuées périodiquement, elles reposent sur une approche **systématique simplifiée**. Les révisions sont basées sur l'expérience acquise par les techniciens ou sur des calendriers fixes, sans tenir compte de la charge réelle de production ou de l'état d'usure effectif des organes sensibles. Cette absence d'analyse fine entraîne soit un sur-entretien inutile, soit des pannes résiduelles que le calendrier n'a pas su anticiper.

3.2.3 Gestion des données et traçabilité

L'étude met en évidence une gestion fragmentée de l'information technique. Les données relatives aux interventions, aux fréquences de pannes et aux pièces de rechange sont souvent consignées de manière **non centralisée**. Ce manque de structuration numérique empêche toute exploitation statistique du Retour d'Expérience (REX). Sans historique fiable et analysable, il est difficile d'identifier les équipements *"goulots d'étranglement"* ou de calculer des indicateurs de performance clés (KPI) tels que le MTBF (*Mean Time Between Failures*).

3.2.4 Impact sur la performance industrielle

Cette organisation de la maintenance impacte directement la productivité des **Cartonneries El-Amine**. La répétition des arrêts non programmés réduit le taux de disponibilité des machines et perturbe le respect des délais de livraison. Dans un secteur où la fiabilité du flux est un avantage concurrentiel, l'absence d'outils d'anticipation et de diagnostic avancé limite l'optimisation des ressources techniques et humaines.

3.3 Problèmatique

L'analyse du système actuel met ainsi en évidence une insuffisance dans l'exploitation des données historiques de maintenance et une absence d'outils d'aide à la décision capables d'améliorer la planification des interventions. Cette situation limite l'efficacité globale de la maintenance et impacte directement la disponibilité et la performance des équipements industriels.

En effet, les opérations de maintenance au sein de l'entreprise sont principalement déclenchées après l'apparition d'une panne ou selon des programmes préventifs fixes qui ne prennent pas toujours en considération l'état réel des équipements. Cette méthode de gestion entraîne des arrêts imprévus, des interruptions de production ainsi qu'une augmentation des coûts liés aux réparations d'urgence et au remplacement des composants défectueux.

De plus, malgré l'existence d'un historique des pannes et des interventions techniques, les données disponibles restent peu exploitées dans le processus de prise de décision. L'absence d'un mécanisme permettant d'analyser les comportements des équipements et d'identifier les signes précurseurs de défaillance rend difficile l'anticipation des pannes futures et l'optimisation des opérations de maintenance.

Cette problématique devient encore plus importante dans un environnement industriel où la continuité de production, la réduction des coûts et l'amélioration de la productivité représentent des enjeux majeurs pour l'entreprise. Les responsables maintenance rencontrent ainsi des difficultés à déterminer le moment optimal d'intervention, à identifier les équipements les plus critiques et à éviter les interruptions non planifiées susceptibles d'affecter la performance globale du système de production.

Dès lors, une question fondamentale se pose : comment exploiter efficacement les données historiques des équipements afin d'anticiper les risques de défaillance et améliorer la planification des interventions de maintenance pour réduire les pannes et optimiser la disponibilité des machines ?

3.4 Analyse Amdec

L'analyse AMDEC menée sur les 19 composants critiques de notre système de production a permis de quantifier le risque associé à chaque défaillance à travers l'Indice de Priorité de Risque (IPR). Afin d'optimiser l'efficacité de nos interventions, nous avons défini un seuil de criticité limite fixé à IPR =180. Ce seuil a été spécifiquement choisi car il isole mathématiquement les équipements dont la défaillance provoque un blocage immédiat du flux principal (goulots d'étranglement sans possibilité de contournement), tout en s'adaptant aux ressources de notre équipe de maintenance selon une logique proche de la loi de Pareto. Il sépare ainsi les défaillances hautement prioritaires de celles dont le risque résiduel reste tolérable ou gérable par la maintenance courante. Le tableau suivant synthétise les résultats de cette analyse AMDEC, en détaillant pour chaque composant critique les modes de défaillance identifiés, leurs causes potentielles ainsi que le calcul des indices de Criticité et de l'IPR résultant.

Machine	**Composant**	**Mode défaillance**	**G**	**F**	**D**	**IPR**	**Action Préventive**
Contre-colleuse	Pompe à colle	Fuite / Blocage	8	8	4	256	Remplacement systématique des joints et Nettoyage mensuel
Onduleuse	Couteaux	Casse / Usure	9	6	4	216	Suivi strict du compteur
Auto Platine #1	Chaîne	Rupture	7	5	5	175	Graissage programmé
Auto Platine #2	Système éjection	Grippage	7	6	4	168	Nettoyage hebdomadaire
Auto Platine #3	Ventouses	Perte de vide	6	5	3	90	Contrôle visuel
Auto Platine #4	Moteur	Surchauffe	8	3	6	144	Surveillance thermique
Auto Platine #5	Capteurs	Déréglage	5	6	4	120	Recalibrage mensuel
Offset 5 Coul. #1	Cellules	Encrassement	7	7	5	245	Soufflage quotidien
Offset 5 Coul. #2	Bus CAN	Bug comm.	7	4	7	196	Reset préventif
Plieuse Coll. #1	Courroies	Patinage	6	3	4	72	Tension trimestrielle
Plieuse Coll. #2	Injecteurs	Bouchage	6	4	5	120	Rinçage circuit colle
Plieuse Coll. #3	Variateur	Surtension	8	2	7	112	Test protection élec.
Plieuse Coll. #4	Guide carton	Désalignement	5	4	4	80	Réglage mécanique
Compresseur #1	Filtre	Colmatage	5	7	2	70	Changement standard
Compresseur #2	Soupape	Fuite air	6	3	3	54	Test étanchéité
Compresseur #3	Pressostat	Dysfonctionnement	6	7	4	168	Vérification contacts
Compresseur #4	Flexible	Rupture	5	4	3	60	Inspection visuelle
Compresseur #5	Huile	Dégradation	5	5	3	75	Analyse lubrifiant
Débobineuse	Freins	Échauffement	8	4	5	160	Refroidissement forcé

TABLE 3.1: Tableau de l'Analyse AMDEC des équipements de production

3.4.1 Analyse quantitative des criticités

L'évaluation combinée des indices de Gravité (G), de Fréquence (F) et de Détection (D) met en évidence une forte hétérogénéité des risques et permet de classer les équipements selon notre seuil de tolérance :

— **La zone de criticité supérieure ou égale au seuil ($IPR \geq 180$) :** Cette catégorie regroupe les quatre défaillances les plus alarmantes de l'usine, ayant un impact critique direct sur la fabrication du carton et la gâche de matière. On y retrouve la pompe à colle de la contre-colleuse ($IPR = 256$), les couteaux de l'onduleuse ($IPR = 216$), les cellules de l'Offset 5 couleurs #1 ($IPR = 245$) et le Bus CAN de l'Offset 5 couleurs #2 ($IPR = 196$).

— **La zone de criticité inférieure au seuil ($IPR < 180$) :** Cette zone rassemble 15 équipements dont le niveau de risque est jugé modéré à faible. Elle englobe des composants de la chaîne cinématique ou périphérique, tels que la chaîne de l'Auto Platine #1 ($IPR = 175$) ou le système d'éjection de l'Auto Platine #2 ($IPR = 168$), jusqu'aux organes secondaires comme les ventouses de l'Auto Platine #3 ($IPR = 90$) ou les soupapes des compresseurs ($IPR = 54$). Leurs modes de défaillance n'engendrent pas d'arrêt prolongé ou de rupture de flux sur la ligne globale.

3.4.2 Stratégie de maintenance et actions correctives

Face à cette cartographie, nous avons structuré notre plan d'action de manière binaire autour de ce seuil des 180 points afin d'allouer nos ressources de maintenance de façon optimale :

— **Actions prioritaires pour les équipements au-dessus du seuil ($IPR \geq 180$) :** Pour ces quatre anomalies majeures, des actions correctives et préventives strictes ont été immédiatement planifiées. Pour pallier le risque de fuite ou de blocage de la pompe à colle de la contre-colleuse, un protocole de nettoyage mensuel systématique est instauré. Concernant l'usure des couteaux de l'onduleuse, nous avons retenu un suivi rigoureux du compteur machine pour anticiper la rupture. Enfin, pour les équipements de l'Offset, des actions spécifiques de soufflage quotidien (cellules) et de reset préventif (Bus CAN) ont été intégrées afin de fiabiliser la communication et la qualité d'impression commerciale.

— **Actions de suivi pour les équipements sous le seuil ($IPR < 180$) :** Pour le reste des composants, le risque ne préconise pas d'interventions lourdes. Nous maintenons une maintenance préventive standardisée de routine, adaptée à chaque niveau. Cela se traduit par du graissage programmé ou du nettoyage hebdomadaire pour les Auto Platines, tandis que pour les organes à très faible criticité (compresseurs, plieuses), de simples contrôles visuels, des tests d'étanchéité périodiques ou des réglages mécaniques lors des changements de séries suffisent à maîtriser le processus.

3.5 Analyse des Causes par le Diagramme d'Ishikawa

La cartographie binaire issue de notre analyse AMDEC a permis d'isoler les quatre risques majeurs de l'usine franchissant notre seuil de tolérance ($IPR \geq 180$). Cependant, si l'AMDEC s'avère efficace pour hiérarchiser la criticité des modes de défaillance, elle ne permet pas à elle seule de disséquer l'ensemble des origines physiques, humaines ou organisationnelles d'une panne.

Afin de concevoir des plans d'actions préventives réellement ciblés et d'éradiquer ces défaillances à la racine, nous avons choisi de mener une analyse causale approfondie pour chacune de ces quatre machines prioritaires :

0. La contre-colleuse (Pompe à colle)
0. L'onduleuse (Couteaux)
0. L'Offset 5 couleurs #1 (Cellules)
0. L'Offset 5 couleurs #2 (Bus CAN)

Pour ce faire, nous appliquons la méthode du **Diagramme d'Ishikawa** (également appelé diagramme en arêtes de poisson). Cette approche structurée nous permet de classer les facteurs de défaillance selon la règle des **5M** (Matière, Milieu, Matériel, Main-d'œuvre, Méthode). Cette décomposition méthodique garantit une vision exhaustive des vulnérabilités de chaque équipement afin de guider efficacement nos futures interventions de maintenance.

3.5.1 Diagramme d'Ishikawa de l'onduleuse

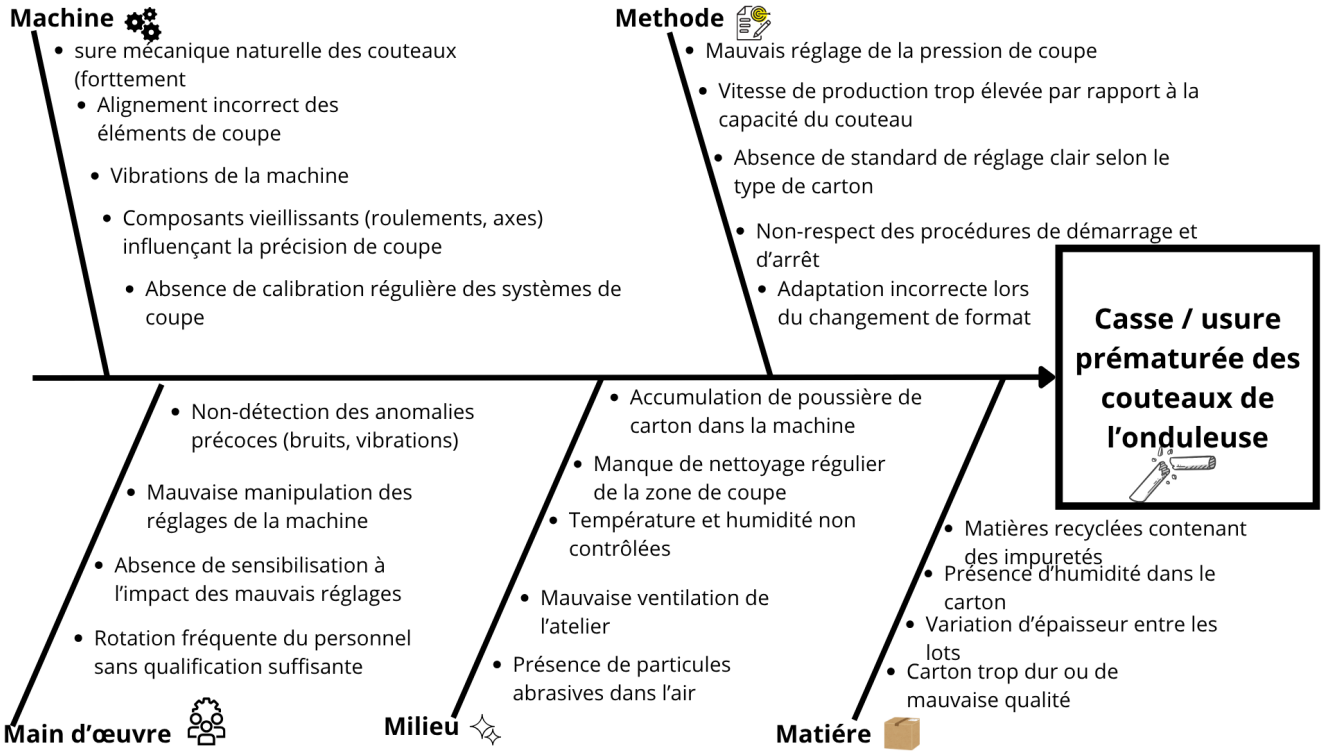


FIGURE 3.1: La machine Onduleuse

L'analyse factorielle menée sur l'onduleuse, illustrée par le diagramme correspondant, met en évidence une concentration alarmante de vulnérabilités au niveau de la Matière et du Matériel, ainsi que des défaillances de Méthode.

En premier lieu, la Matière (carton recyclé contenant des impuretés dures, variation d'épaisseur, carton trop dur) apparaît comme la cause racine la plus sévère, provoquant des micro-chocs ou des contraintes anormales lors de la coupe. Cette sévérité est exacerbée par l'axe Matériel (usure mécanique fortement accélérée, vibrations de la machine, composants vieillissants influençant la précision), ce qui accélère la fatigue des outils de coupe.

Enfin, les axes Méthode (absence de standard de réglage, pression de coupe inadaptée) et Main d'œuvre (sensibilisation insuffisante, rotation fréquente du personnel sans qualification) accentuent ce phénomène : un mauvais réglage d'un couteau vieillissant sur une matière trop rigide mène irrémédiablement à sa casse prématurée. Nos futures actions de maintenance devront se concentrer sur l'instauration de standards de réglages clairs pour chaque lot de matière.

3.5.2 Diagramme d'Ishikawa de la contre-colleuse

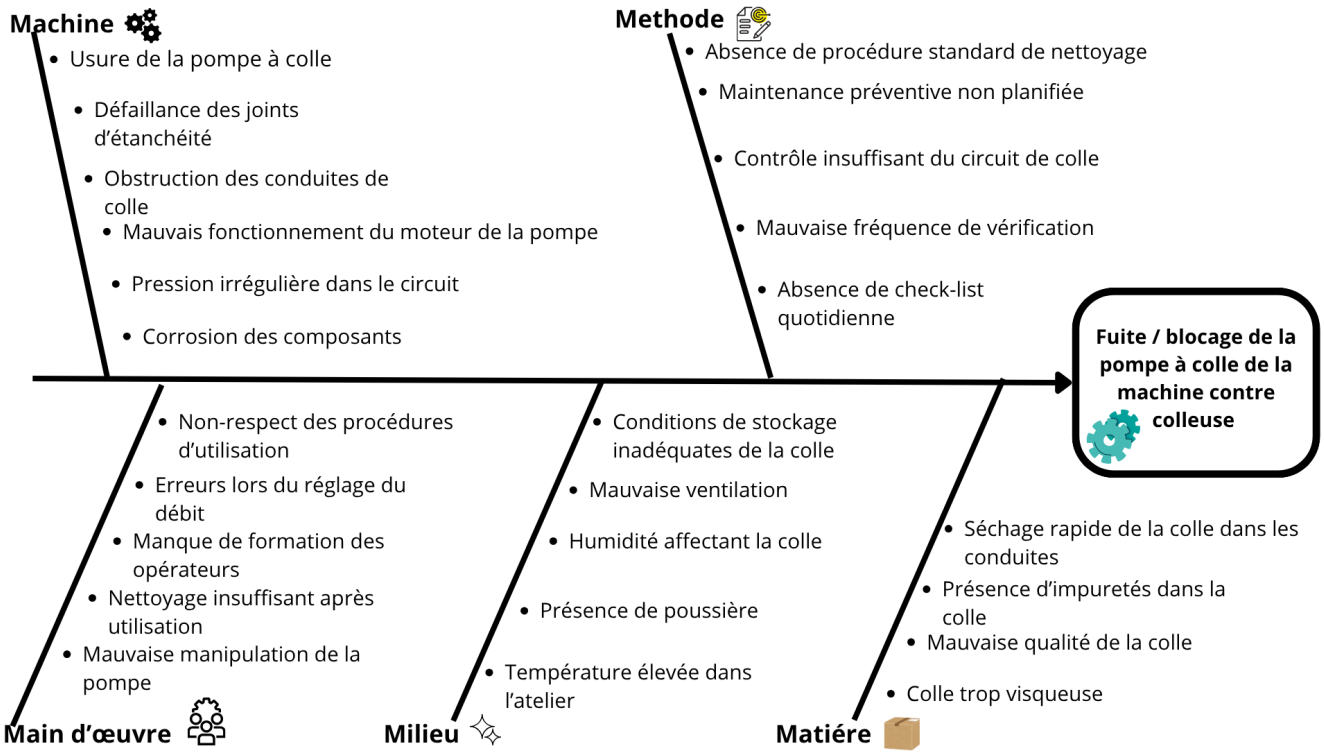


FIGURE 3.2: Diagramme d'Ishikawa de la machine Plieuse/ colleuse

3.5.3 Diagramme d'Ishikawa l'Offset 5 couleur 1

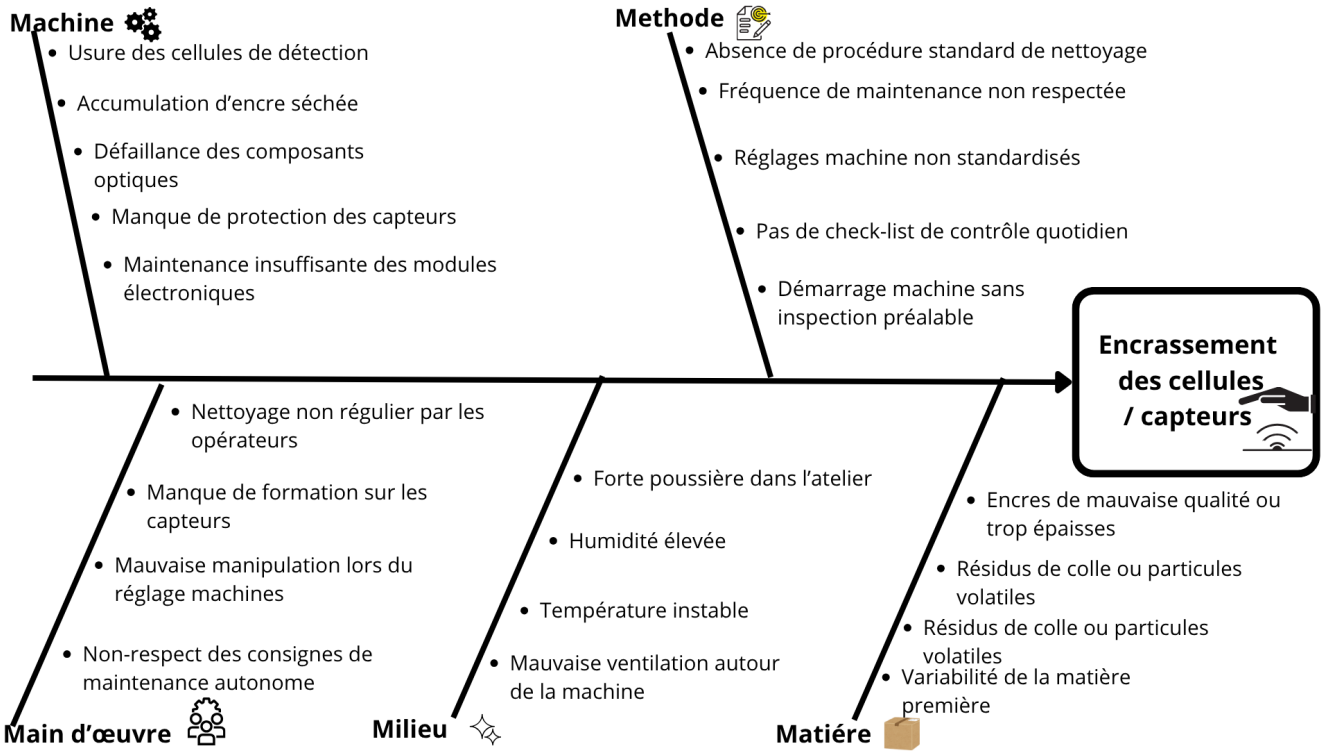


FIGURE 3.3: Diagramme d'Ishikawa de la machine Offset 5 couleur 1

Ce diagramme causal relatif aux cellules de l'Offset#1 révèle que l'encrassement est principalement catalysé par les interactions entre la Matière, le Milieu et la Méthode, plutôt que par une défaillance physique pure.

L'analyse de l'axe Milieu (forte poussière dans l'atelier, mauvaise ventilation autour de la machine) et de l'axe Matière (encres de mauvaise qualité ou trop épaisses, résidus de colle) identifie la source principale des dépôts : la matière elle-même libère des particules abrasives en excès qui se déposent sur les surfaces sensibles. L'absence d'une Méthode rigoureuse de nettoyage (procédure standard manquante, check-list absente) et un manque de Matériel de protection approprié (capteurs nus, maintenance insuffisante des modules électroniques) empêchent toute action proactive.

En somme, la matière trop chargée en poussière dépose des résidus dans un atelier mal ventilé, ce qui encrasse les capteurs. L'absence de nettoyage structuré et l'usure naturelle font le reste. Notre plan d'action devra inclure la mise en place d'une routine de nettoyage quotidienne et l'installation de protections physiques pour les modules optiques.

3.5.4 Diagramme d'Ishikawa de l'Offset 5 couleur#2

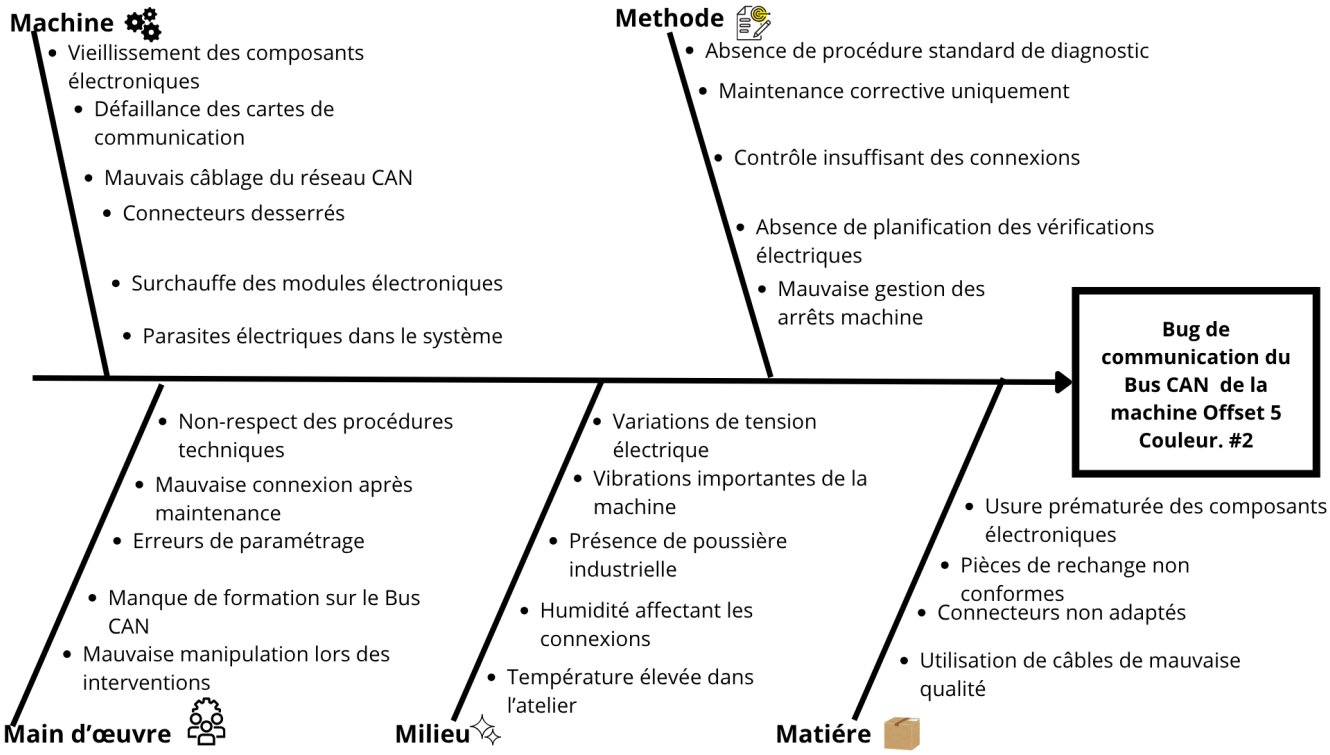


FIGURE 3.4: Diagramme d'Ishikawa de la machine Offset 5 couleur#2

L'analyse causale du Bus CAN, bien qu'orientée vers un problème de communication numérique, met en lumière une prédominance de vulnérabilités Méthode et Matière qui déstabilisent l'axe Matériel.

L'absence de Méthode (diagnostic uniquement en cas de panne corrective, contrôle insuffisant des connexions) est une cause racine critique : aucun plan d'action préventif n'existe pour cet organe. L'axe Matériel est ainsi le premier impacté (mauvais câblage du réseau CAN, connecteurs desserrés, vieillissement électronique, parasites électriques), ce qui entraîne une défaillance de la carte de communication.

Cette instabilité matérielle est accentuée par la Matière (utilisation de câbles de mauvaise qualité, pièces de rechange non conformes, connecteurs non adaptés) et un Milieu hostile (variations de tension électrique, vibrations importantes de la machine, présence de poussière industrielle affectant les connexions). Ces facteurs réunis créent un environnement propice aux bugs et aux parasites électriques. Notre plan d'action devra se focaliser sur l'achat de câbles blindés de haute qualité et l'audit de la qualité de la maintenance corrective.

3.6 Analyse Pareto

Suite à l'analyse approfondie effectuée par le diagramme d'Ishikawa pour nos machines critiques, nous avons souhaité hiérarchiser les causes identifiées en utilisant un diagramme de Pareto. Toutefois, une estimation rigoureuse des fréquences et des impacts était nécessaire pour cette démarche. C'est pourquoi, en l'absence de données statistiques exhaustives sur la fréquence de chaque défaillance, nous avons adopté une approche qualitative basée sur une synthèse de sources diverses, à savoir : l'analyse des diagrammes d'Ishikawa pour évaluer les facteurs potentiels identifiés pour chaque machine, des observations directes

sur le fonctionnement des équipements critiques, l'analyse des registres d'interventions de maintenance disponibles, ainsi que l'expertise et les retours d'expérience précieux des techniciens de maintenance de l'entreprise. À partir de ces éléments, une pondération approximative a été réalisée afin de classer les causes selon leur fréquence apparente et leur impact sur la disponibilité des équipements. Afin d'isoler les causes les plus critiques pour chaque équipement et de définir les actions de maintenance prioritaires, nous avons réalisé une analyse de Pareto détaillée machine par machine

3.6.1 Machine contre colleuse

analyse des causes des arrêts de la contre-collleuse

Le tableau des causes de la contre-colleus esi dessous montre que les principales défaillances sont liées au système de pompage de la colle. L'usure de la pompe représente la cause principale, car elle provoque des fuites ou des blocages dans le circuit de collage.

Les caractéristiques de la colle utilisée jouent également un rôle important, notamment lorsque la colle devient trop visqueuse ou contient des impuretés. L'absence de nettoyage régulier favorise l'accumulation de résidus dans les conduites, ce qui augmente les risques d'obstruction.

Les erreurs de manipulation des opérateurs ainsi que les conditions thermiques de l'atelier ont un impact secondaire mais peuvent accélérer la dégradation du système.

Cette analyse montre que les causes mécaniques et les méthodes de travail sont les facteurs les plus critiques pour cette machine.

Cause	**Catégorie**	**Fréquence / Impact estimé**
Usure de la pompe	Machine	40%
Colle trop visqueuse	Matière	20%
Absence de nettoyage régulier	Méthode	20%
Mauvaise manipulation	Main d'œuvre	10%
Température élevée	Milieu	10%

Table 3.2: Identification des causes des arrêts de la contre-collleuse

Tableau de pareto des causes des arrêts

Le tableau si dessous met en évidence que la principale cause des arrêts de la contre-collleuse est l'usure de la pompe (40%), ce qui représente à elle seule la part la plus importante des défaillances. Cela indique un problème lié directement à l'état des équipements et à leur vieillissement.

Les causes secondaires sont la colle trop visqueuse (20%) et l'absence de nettoyage régulier (20%), qui relèvent respectivement de la qualité de la matière première et du manque de rigueur dans les opérations de maintenance et d'entretien.

Les facteurs humains et environnementaux restent moins critiques individuellement (10% chacun), mais contribuent tout de même à la dégradation globale du système.

Cause	%	% Cumulé
Usure de la pompe	40%	40%
Colle trop visqueuse	20%	60%
Absence de nettoyage régulier	20%	80%
Mauvaise manipulation	10%	90%
Température élevée	10%	100%

TABLE 3.3: Tableau de Pareto des causes des arrêts

Selon la règle de Pareto, environ 80% des arrêts proviennent des trois premières causes (usure de la pompe, colle, nettoyage). Cela montre que les actions prioritaires doivent être orientées vers :

La maintenance préventive de la pompe Le contrôle qualité de la colle L'instauration d'un plan de nettoyage standardisé

3.6.2 Diagramme de pareto contre colleuse

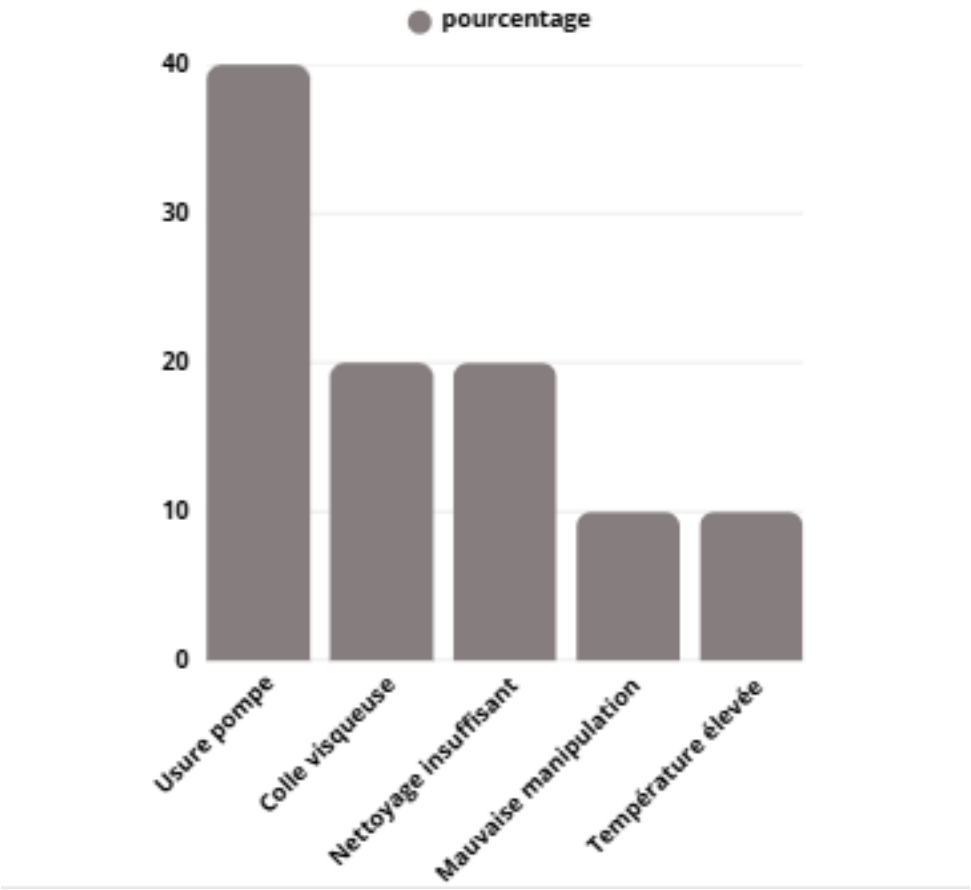


FIGURE 3.5: diagramme de pareto contre colleuse

Le diagramme de Pareto montre que les trois premières causes cumulent environ 80% des problèmes observés sur la contre-colleuse. La principale source de défaillance est liée à la catégorie « Machine », notamment à l'usure de la pompe à colle.

Cette analyse démontre que l'amélioration de la maintenance des pompes, le contrôle de la qualité de la colle et la mise en place d'un nettoyage régulier peuvent réduire considérablement les arrêts de production.

Maintenance préventive proposée

Action	Fréquence
Nettoyage du circuit de colle	Quotidienne
Contrôle de la pompe	Hebdomadaire
Vérification des joints	Mensuelle
Contrôle du débit	Hebdomadaire
Remplacement des pièces usées	Selon état

TABLE 3.4: Plan de maintenance préventive du système de collage

3.6.3 Machine Onduleuse

Identification des causes principales des arrêts de l'onduleuse

Le tableau qui suit met en évidence les différents facteurs pouvant provoquer la casse et l'usure des couteaux. Les causes liées à la machine représentent la catégorie la plus critique, notamment l'usure mécanique des couteaux due au fonctionnement intensif de l'équipement. Les problèmes de réglage de la machine constituent également une cause importante, car un mauvais paramétrage augmente les contraintes mécaniques exercées sur les couteaux.

Les causes liées à la matière première montrent que la dureté du carton influence directement l'usure des composants de coupe. Les facteurs humains, tels que le manque de formation des opérateurs, peuvent également provoquer une mauvaise utilisation de la machine. Enfin, les conditions environnementales comme la présence de poussière contribuent à la dégradation progressive du système.

Cette analyse montre que les causes techniques et mécaniques sont les plus dominantes dans les défaillances de l'Onduleuse.

Cause	Catégorie	Fréquence / Impact estimé
Usure mécanique des couteaux	Machine	35%
Mauvais réglage machine	Méthode	25%
Carton trop dur	Matière	20%
Manque de formation	Main d'œuvre	10%
Poussière	Milieu	10%

TABLE 3.5: Analyse des causes principales des arrêts de l'onduleuse

L'objectif de ce classement est de construire le tableau de Pareto. Cela nous permettra de repérer visuellement les actions prioritaires à mener pour réduire efficacement les arrêts de l'onduleuse

Tableau de Pareto– Onduleuse

Le tableau de Pareto qui suit met en évidence les principales causes responsables de la casse et de l'usure des couteaux. Les résultats montrent que l'usure mécanique des couteaux représente la cause la plus importante avec un taux de 35%. Cette situation est principalement liée au vieillissement des composants mécaniques ainsi qu'au fonctionnement continu de la machine.

La deuxième cause est le mauvais réglage de la machine avec 25%, ce qui indique que les paramètres de fonctionnement influencent fortement la durée de vie des couteaux. La

qualité du carton utilisé représente également une cause importante avec 20%, notamment lorsque la matière première est trop dure ou non conforme.

Les autres causes, telles que le manque de formation des opérateurs et la présence de poussière dans l'environnement de travail, ont un impact plus faible avec 10% chacune

Cause	**%**	**% Cumulé**
Usure mécanique des couteaux	35%	35%
Mauvais réglage machine	25%	60%
Carton trop dur	20%	80%
Manque de formation	10%	90%
Poussière	10%	100%

TABLE 3.6: Tableau de Pareto des causes des arrêts de l'onduleuse

Diagramme de Pareto – Onduleuse

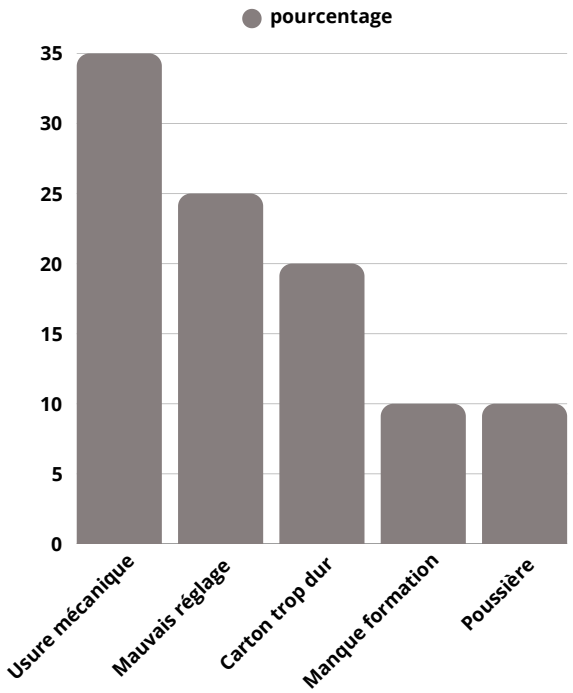


FIGURE 3.6: diagramme de Pareto – Onduleuse

Le diagramme si dessus montre que les trois premières causes représentent environ 80% des défaillances observées. Selon le principe de Pareto, il est donc prioritaire d'agir sur :

— l'usure mécanique des couteaux,

— les réglages de la machine,

— la qualité du carton.

L'analyse permet de conclure que la catégorie « Machine » constitue le facteur le plus critique dans les défaillances de l'Onduleuse. La démonstration graphique sur le diagramme de Pareto confirme visuellement ces résultats :

Le graphique met en valeur la règle des 80/20. Les trois premières barres forment la zone des « causes vitales ». Cela prouve graphiquement que si l'on résout ces trois problèmes

principaux, on élimine 80% des arrêts de l'onduleuse. Alors, ce diagramme démontre que pour optimiser notre maintenance, nos plans d'action ne doivent pas s'éparpiller. Nous devons concentrer nos efforts prioritairement sur la gestion de l'usure des couteaux, la précision des réglages et la conformité de la dureté du carton.

Maintenance préventive proposée

Action	**Fréquence**
Inspection visuelle des couteaux	Quotidienne
Vérification des réglages	Hebdomadaire
Affûtage des couteaux	Mensuelle
Remplacement des couteaux	Selon compteur d'heures
Contrôle des vibrations	Mensuelle

TABLE 3.7: Plan de maintenance préventive des couteaux

3.6.4 Machine Offset 5 Couleurs #1

Identification des causes principales des défauts d'impression

Le tableau des causes de l'Offset 5 Couleurs #1 si dessous met en évidence que l'encrassement des cellules est principalement causé par l'accumulation d'encre et de poussière sur les capteurs. Ce phénomène perturbe le bon fonctionnement du système de détection et peut provoquer des erreurs de production.

L'absence de procédures standardisées de nettoyage constitue également une cause importante, car elle favorise l'accumulation progressive des résidus sur les cellules. La poussière provenant du carton ondulé contribue à l'encrassement des composants sensibles de la machine.

Le manque de formation des opérateurs et les conditions environnementales comme l'humidité ont un impact plus limité mais participent également au problème.

Cette analyse montre que les causes dominantes sont principalement liées à la machine et aux méthodes de nettoyage appliquées.

Cause	**Catégorie**	**Fréquence / Impact estimé**
Accumulation d'encre	Machine	35%
Absence de nettoyage standard	Méthode	25%
Poussière du carton	Matière	20%
Manque de formation	Main d'œuvre	10%
Humidité de l'atelier	Milieu	10%

TABLE 3.8: Analyse des causes des défauts d'impression

Tableau de Pareto – Offset 5 Couleurs #1

Le tableau de Pareto de l'Offset 5 Couleurs #1 montre que l'accumulation d'encre sur les cellules représente la cause principale des défaillances avec un pourcentage de 35%. Cette situation provoque des erreurs de détection et perturbe le fonctionnement de la machine.

L'absence de nettoyage standardisé représente 25% des causes, ce qui montre l'importance des procédures de nettoyage dans la prévention des pannes. La poussière provenant du carton constitue également une cause importante avec 20

Le manque de formation des opérateurs ainsi que l'humidité de l'atelier ont un impact plus faible avec 10% chacun.

Cause	%	% Cumulé
Accumulation d'encre	35%	35%
Absence de nettoyage standard	25%	60%
Poussière du carton	20%	80%
Manque de formation	10%	90%
Humidité de l'atelier	10%	100%

TABLE 3.9: Tableau de Pareto des causes des défauts d'impression

Le diagramme de pareto– Offset 5 Couleurs #1

Le diagramme de Pareto met en évidence que près de 80% des défaillances proviennent des trois premières causes. L'analyse montre que la catégorie « Machine » est la plus critique, principalement à cause de l'encrassement des cellules par l'encre.

Cette étude permet d'orienter les actions correctives vers l'amélioration du nettoyage, la réduction des dépôts d'encre et l'optimisation des conditions de fonctionnement de la machine.

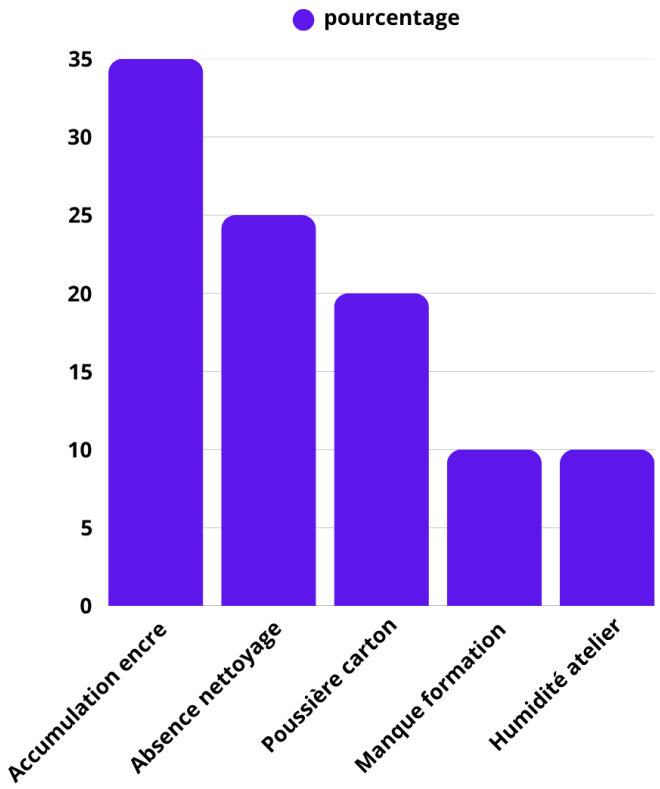


FIGURE 3.7: Diagramme de Pareto – Offset 5 Couleurs #1

3.6.5 Maintenance préventive proposée

Action	Fréquence
Nettoyage des cellules	Quotidienne
Vérification des capteurs	Hebdomadaire
Contrôle des buses d'encre	Hebdomadaire
Inspection des protections	Mensuelle
Calibration des cellules	Mensuelle

TABLE 3.10: Plan de maintenance préventive des capteurs et cellules

3.6.6 Machine Offset 5 Couleurs #2

Identification des causes principales

Le tableau des causes de l'Offset 5 Couleurs #2 montre que les bugs de communication du Bus CAN sont principalement liés aux défaillances électroniques des composants de communication. Les problèmes de cartes électroniques, de câblage ou de connecteurs perturbent la transmission des informations entre les différents modules de la machine.

Les variations de tension électrique constituent également une cause importante, car elles peuvent provoquer des interruptions du système de communication. Les erreurs humaines liées aux manipulations techniques ainsi que l'utilisation de composants de qualité insuffisante contribuent aussi aux dysfonctionnements observés.

Cette analyse met en évidence que les causes techniques et électroniques représentent les facteurs les plus critiques dans les problèmes de communication du système Bus CAN.

Cause	Catégorie	Fréquence / Impact estimé
Défaillance électronique	Machine	40%
Mauvais câblage	Méthode	20%
Variations de tension	Milieu	20%
Erreurs de manipulation	Main d'œuvre	10%
Qualité des connecteurs	Matière	10%

TABLE 3.11: Analyse des causes des pannes électroniques

Tableau Pareto Tableau de Pareto des causes des pannes électroniques

Le tableau de Pareto de l'Offset 5 Couleurs#2 si dessous montre que les défaillances électroniques représentent la cause principale des bugs de communication du Bus CAN avec un taux de 40%. Cette situation peut provoquer des pertes de communication entre les différents modules de la machine.

Le mauvais câblage ainsi que les variations de tension représentent chacun 20% des causes observées. Ces problèmes affectent directement la stabilité du système électronique et augmentent les risques d'arrêt de production.

Les erreurs de manipulation et la qualité des connecteurs ont un impact plus faible avec 10% chacune.

Cause	%	% Cumulé
Défaillance électronique	40%	40%
Mauvais câblage	20%	60%
Variations de tension	20%	80%
Erreurs de manipulation	10%	90%
Qualité des connecteurs	10%	100%

TABLE 3.12: Tableau de Pareto des causes des pannes électroniques

Diagramme de Pareto – Offset 5 Couleurs #2

Le diagramme qui suit montre que les trois premières causes représentent environ 80% des défaillances du système Bus CAN. La catégorie « Machine » apparaît comme le facteur le plus critique à cause des défaillances électroniques des composants de communication.

Cette analyse met en évidence la nécessité d'améliorer la surveillance électronique, de contrôler régulièrement les connexions et de stabiliser l'alimentation électrique afin de réduire les pannes de communication.

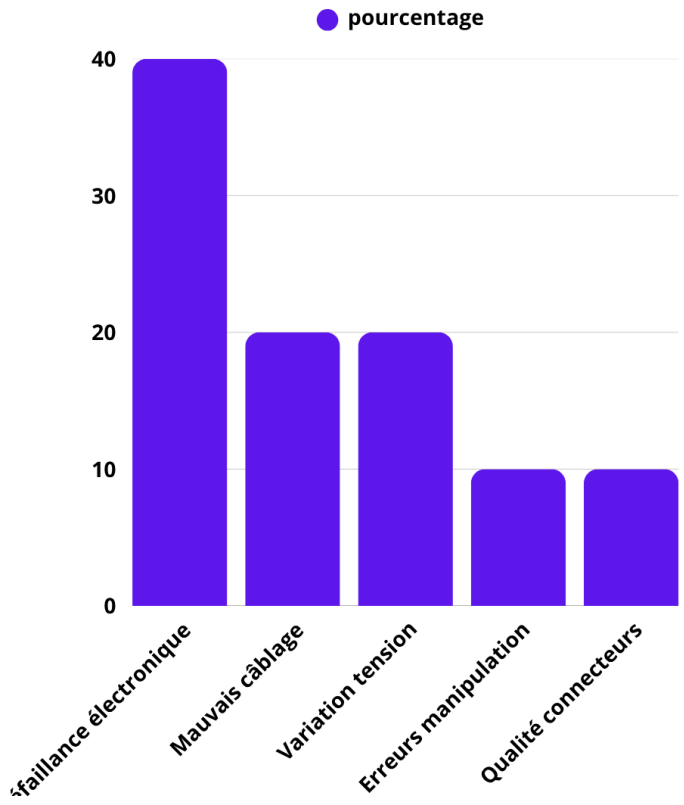


FIGURE 3.8: diagramme de Pareto – Offset 5 Couleurs #2

Maintenance préventive proposée

Action	Fréquence
Contrôle des connexions CAN	Hebdomadaire
Vérification des câbles	Mensuelle
Test des cartes électroniques	Mensuelle
Contrôle de la tension électrique	Hebdomadaire
Nettoyage des armoires électriques	Mensuelle

TABLE 3.13: Plan de maintenance préventive des équipements électriques et électroniques

Explication de la méthode d'estimation

Les pourcentages utilisés dans les tableaux et diagrammes de Pareto ont été déterminés à partir d'une estimation qualitative basée sur l'analyse des causes identifiées par le diagramme d'Ishikawa, les observations effectuées sur le terrain, les historiques de pannes disponibles ainsi que l'expérience des techniciens de maintenance de l'entreprise. Comme l'entreprise ne disposait pas de données statistiques détaillées permettant de mesurer précisément la fréquence de chaque cause, une pondération approximative a été réalisée afin de hiérarchiser les causes selon leur fréquence d'apparition et leur impact sur le fonctionnement des équipements. Cette démarche méthodologique s'appuie sur l'utilisation combinée de plusieurs outils d'analyse, notamment l'AMDEC pour identifier les machines critiques, le diagramme d'Ishikawa pour rechercher les causes potentielles des défaillances et l'analyse de Pareto pour classer les causes les plus importantes et déterminer les facteurs dominants nécessitant des actions prioritaires.

Grille d'estimation des pourcentages des causes

Niveau d'impact / fréquence	Pourcentage estimé
Très fréquent / Très critique	35% – 40%
Fréquent / Critique	20% – 25%
Moyen	10% – 15%
Faible	5% – 10%

TABLE 3.14: Classification des niveaux d'impact et de fréquence

Cette grille d'estimation a été utilisée afin d'attribuer des pourcentages approximatifs aux différentes causes identifiées lors de l'analyse Ishikawa. Les valeurs ont été définies selon la fréquence observée des défaillances, leur impact sur la production ainsi que l'expertise des techniciens de maintenance.

3.6.7 Analyse de l'efficacité (Tableau AMDEC mis à jour) :

Suite au déploiement des actions correctives et préventives proposées — basées sur l'optimisation des gammes de maintenance et l'amélioration du suivi technique — nous avons procédé à une réévaluation de la criticité des composants. Cette étape de vérification est cruciale pour quantifier l'impact réel de nos interventions. Le tableau ci-après présente une analyse comparative entre l'état initial, caractérisé par des risques élevés, et l'état

optimisé. Les indices de fréquence (F) et de détectabilité (D) ont été ajustés en fonction de la fiabilité accrue des équipements et de la réactivité renforcée des systèmes de contrôle.

TABLE 3.15: Évolution détaillée de l'analyse AMDEC

Machine	**Composant**	**G**	$\mathbf{F}_i$	$\mathbf{D}_i$	$\mathbf{IPR}_i$	$\mathbf{F}_n$	$\mathbf{D}_n$	$\mathbf{IPR}_n$
Contre-colleuse	Pompe à colle	8	8	4	256	2	5	80
Onduleuse	Couteaux	9	6	4	216	2	5	90
Offset 5 Coul. #1	Cellules	7	7	5	245	3	3	63
Offset 5 Coul. #2	Bus CAN	7	4	7	196	2	5	70

L'examen de ce tableau met en lumière une réduction significative et homogène des Indices de Priorité de Risque (IPR) pour l'ensemble des composants critiques. Nous observons que tous les IPR, qui excédaient initialement le seuil critique fixé à 180, ont été ramenés dans une plage de risque maîtrisée, comprise entre 63 et 90.

Cette évolution démontre que, bien que la sévérité des défaillances (Gravité) reste intrinsèquement liée à la nature des machines, la maîtrise de la fréquence de survenance et l'amélioration de la détection précoce permettent de sécuriser durablement le flux de production.
En abaissant ces indices, nous avons non seulement réduit la probabilité d'arrêts imprévus, mais nous avons également transformé la gestion de la maintenance : celle-ci passe d'une approche réactive, génératrice de stress et de coûts, à une stratégie de maintenance préventive structurée et planifiée. Ces résultats confirment ainsi la pertinence technique et opérationnelle des solutions préconisées dans le cadre de ce projet.

3.7 Optimisation du plan de maintenance par l'analyse prédictive et le machine learning

Afin d'optimiser notre stratégie de maintenance et de pallier les limites d'une approche exclusivement statique, cette partie est dédiée à l'intégration de l'intelligence artificielle comme outil d'aide à la décision dynamique. Si l'analyse AMDEC et les outils de résolution de problèmes (Ishikawa, Pareto) nous ont permis d'identifier les zones de criticité théoriques et de structurer notre politique de maintenance préventive basée sur le retour d'expérience, ils ne permettent pas de détecter en temps réel les dérives opérationnelles. Cette section présente donc la mise en œuvre de modèles prédictifs (XGBoost, LSTM et MLP) entraînés sur nos données historiques d'exploitation. L'objectif est de transformer nos enregistrements de pannes en un système d'alerte capable d'évaluer la probabilité de défaillance des machines. Cette démarche ne remplace pas notre analyse qualitative initiale, mais vient l'enrichir en apportant une dimension prédictive basée sur les comportements réels des équipements, permettant ainsi de passer d'une maintenance programmée à une maintenance prédictive agile.

3.7.1 Sources et origine des données

La fiabilité de nos modèles prédictifs repose sur une exploitation rigoureuse des données historiques d'exploitation. Pour concevoir notre système, nous avons extrait et consolidé

l'ensemble des rapports d'interventions de maintenance enregistrés au sein de l'entreprise Cartonneries El-Amine. Cette base de données retrace l'historique exhaustif des défaillances sur une période de 3 ans, nous permettant ainsi de disposer d'un volume de données suffisant pour entraîner nos algorithmes de manière représentative des réalités de notre atelier.

Description des variables (Features)

Pour entraîner nos modèles, nous avons sélectionné et transformé les variables les plus pertinentes pour caractériser l'état de santé des machines. Chaque variable a été choisie pour sa capacité à capturer la dynamique des défaillances industrielles. Le tableau si de dessous résume l'ensemble des features utilisées :

Variable	**Type**	**Rôle dans le modèle**
Nom de la machine	Catégorielle encodée	Identifier la signature de panne propre à chaque équipement
Type de panne	Catégorielle encodée	Apprendre les patterns spécifiques à chaque mode de défaillance
Compteur horaire (h)	Numérique	Mesurer l'usure cumulée de la machine
Production cumulée	Numérique	Indicateur de la charge réelle de l'équipement
Delta_prev (jours)	Numérique	Intervalle depuis la panne précédente — variable temporelle clé
Delta_next (jours) — Cible LSTM	Numérique (cible)	Nombre de jours avant la prochaine panne — variable à prédire

TABLE 3.16: Features utilisées pour l'entraînement des modèles IA

Prétraitement des données

Avant d'alimenter les modèles, plusieurs étapes de préparation ont été appliquées afin de garantir la qualité et la cohérence des données :

- **Encodage** : les variables catégorielles (*nom de machine*, *type de panne*) ont été transformées en valeurs numériques entières via un `LabelEncoder`. Ces encodeurs ont été sauvegardés afin de garantir la cohérence entre l'entraînement et la prédiction en production.
- **Normalisation** : l'ensemble des *features* numériques a été normalisé entre 0 et 1 via un `MinMaxScaler`. Ce *scaler* a été sauvegardé avec les modèles afin d'appliquer rigoureusement la même transformation lors des prédictions futures.
- **Construction des séquences temporelles** : pour le LSTM, une fenêtre glissante de longueur 7 (sept dernières pannes consécutives) a été utilisée pour constituer chaque séquence d'entrée. Pour les modèles de classification (XGBoost et MLP), une fenêtre de longueur 5 a été appliquée et aplatie en vecteur d'entrée.

3.7.2 Méthodologie et architecture du système IA

La complexité des phénomènes de défaillance industrielle nécessite une approche hybride combinant puissance statistique et capacité d'apprentissage séquentiel. Notre système repose sur une logique à deux étages, illustrée par la complémentarité des modèles déployés.

Logique à deux étages : XGBoost comme filtre, LSTM comme expert temporel

L'architecture du système d'intelligence artificielle est conçue selon une logique séquentielle et complémentaire entre deux types de modèles, chacun répondant à une question précise et distincte :

Étage	**Modèle**	**Question posée**
Étage 1 — Filtre	XGBoost / MLP	Quelle est la prochaine machine qui va tomber en panne parmi les 5 machines critiques ?
Étage 2 — Expert temporel	LSTM	Dans combien de jours la prochaine intervention doit-elle avoir lieu ?

TABLE 3.17: Architecture à deux étages du système IA

Le XGBoost joue le rôle de filtre stratégique :

il balaye l'ensemble du parc machines et identifie, parmi les 5 équipements présentant l'historique de pannes le plus dense, celui qui présente le risque de défaillance le plus imminent. Il classe les machines par niveau de probabilité de panne, répondant à la question : "Quelle machine surveiller en priorité ?"

Le LSTM joue le rôle d'expert temporel :

une fois que le XGBoost a identifié les machines à risque, le LSTM prend le relais pour analyser la séquence temporelle des 7 dernières pannes enregistrées dans le parc et prédire précisément le nombre de jours avant la prochaine intervention. Il répond à la question : "Quand faut-il intervenir ?"

3.7.3 Description des trois modèles déployés

— **XGBoost (Classification des risques - Modèle maître) :** XGBoost est choisi comme moteur principal d'identification des machines à risque. Il repose sur une construction séquentielle d'arbres de décision où chaque nouvel arbre corrige les erreurs résiduelles des arbres précédents. Ses avantages pour notre cas d'usage sont nombreux : gestion native des valeurs manquantes, régularisation L1/L2 intégrée évitant le surapprentissage, et rapidité d'exécution sur des datasets tabulaires de taille moyenne.

— **MLP (Multi-Layer Perceptron - Modèle de validation) :** Dans notre architecture, le *MLP* exerce une fonction similaire au *XGBoost* : il est utilisé pour la classification des risques de défaillance. En intégrant ce réseau de neurones en parallèle, nous disposons d'une *baseline* (modèle de référence). La comparaison entre

les prédictions du *XGBoost* et celles du *MLP* nous permet de valider la robustesse de nos résultats : si deux modèles basés sur des architectures radicalement différentes (arbres de décision *vs* réseaux de neurones) aboutissent à la même hiérarchisation des risques, nous gagnons une confiance accrue dans notre diagnostic.

— **LSTM (Long Short-Term Memory - Prédiction temporelle) :** Le LSTM est un réseau de neurones récurrent conçu pour traiter des séquences temporelles. Contrairement aux modèles précédents qui raisonnent sur des données statiques, le LSTM exploite la dynamique temporelle des intervalles entre pannes successives. Sa mémoire à long terme lui permet de détecter des patterns de dégradation progressifs sur plusieurs semaines ou mois, ce que les modèles classiques ne peuvent pas capturer.

L'articulation de ces modèles forme un système d'aide à la décision complet et redondant. Le couplage *XGBoost/MLP* assure la fiabilité du diagnostic de criticité par la confrontation de deux approches de classification distinctes. Une fois la machine à risque identifiée, le modèle *LSTM* prend le relais pour affiner la planification temporelle de l'intervention. Cette combinaison garantit une maintenance "juste à temps", où la décision ne repose plus sur une intuition, mais sur une validation croisée, permettant d'éviter les interventions inutiles tout en maximisant la disponibilité opérationnelle.

3.7.4 Analyse des performances et validation des modèles

Dans cette section, nous évaluons la pertinence de notre approche prédictive en comparant les prévisions générées par nos modèles avec les données réelles issues de notre historique de maintenance.

Modèle XGBoost — Identification de la machine à risque

Sélection des machines et construction des séquences

Le modèle XGBoost est entraîné sur les 5 machines présentant le plus grand nombre de pannes historiques dans le parc. Cette sélection reflète les équipements les plus sollicités et dont la défaillance récurrente génère le plus d'interruptions de production. La tâche est une classification multiclasse : à partir d'une séquence de 5 événements de panne consécutifs, le modèle prédit quelle machine sera concernée par la prochaine défaillance.

Les *features* d'entrée sont l'identifiant encodé de la machine et le type de panne encodé, mis en séquence sur une fenêtre glissante de longueur 5 puis aplatis en un vecteur de 10 dimensions (5 pannes 2 *features*). La cible y correspond à l'identifiant de la machine impliquée dans la panne suivante.

Hyperparamètre	Valeur	Justification
n_estimators	500	Nombre suffisant pour capturer les patterns complexes
learning_rate	0.03	Apprentissage fin pour éviter de dépasser l'optimum
max_depth	3	Arbres peu profonds pour limiter le surapprentissage
min_child_weight	5	Crucial pour les petits datasets industriels
subsample / colsample_bytree	0.8	Sous-échantillonnage pour réduire la variance
reg_alpha / reg_lambda	0.1 / 1.0	Régularisation L1/L2 contre le surapprentissage
objective	multi :softprob	Classification multiclasse avec probabilités

TABLE 3.18: Hyperparamètres du modèle XGBoost

Résultats et analyse des performances

Le modèle XGBoost a été évalué sur un jeu de test représentant 20% des données, soit 26 échantillons. Les résultats sont présentés dans la figure suivante :

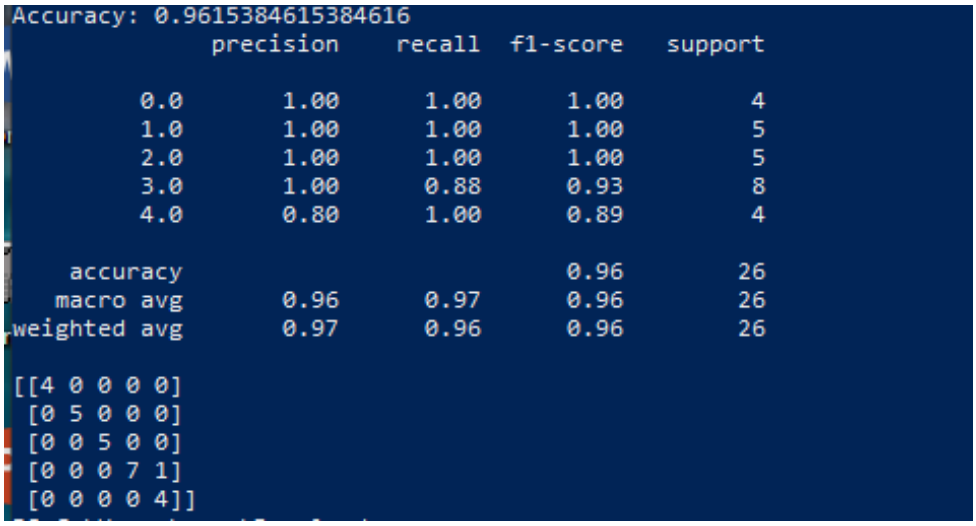


FIGURE 3.9: Rapport de classification du modèle XGBoost (accuracy = 96,15%)

Le modèle XGBoost atteint une accuracy globale de 96,15% sur le jeu de test. L'analyse détaillée du rapport de classification révèle les informations suivantes :

— Les classes 0, 1 et 2 obtiennent une précision et un rappel parfaits de 1.00 : ces machines présentent des signatures de panne suffisamment distinctes pour être identifiées sans ambiguïté par le modèle.

— La classe 3 (Contre-colleuse) présente un rappel de 0.88 et un F1-score de 0.93 : une panne sur huit n'a pas été correctement anticipée, ce qui s'explique par la variété des modes de défaillance de cette machine (pompe à colle, joints, conduites).

— La classe 4 (Offset 5 Coul #1) présente une précision de 0.80 et un F1-score de 0.89 : cette machine présente des pannes de nature très diverse (électriques, mécaniques, encrassement), rendant sa classification plus difficile.

La matrice de confusion confirme visuellement ces résultats :

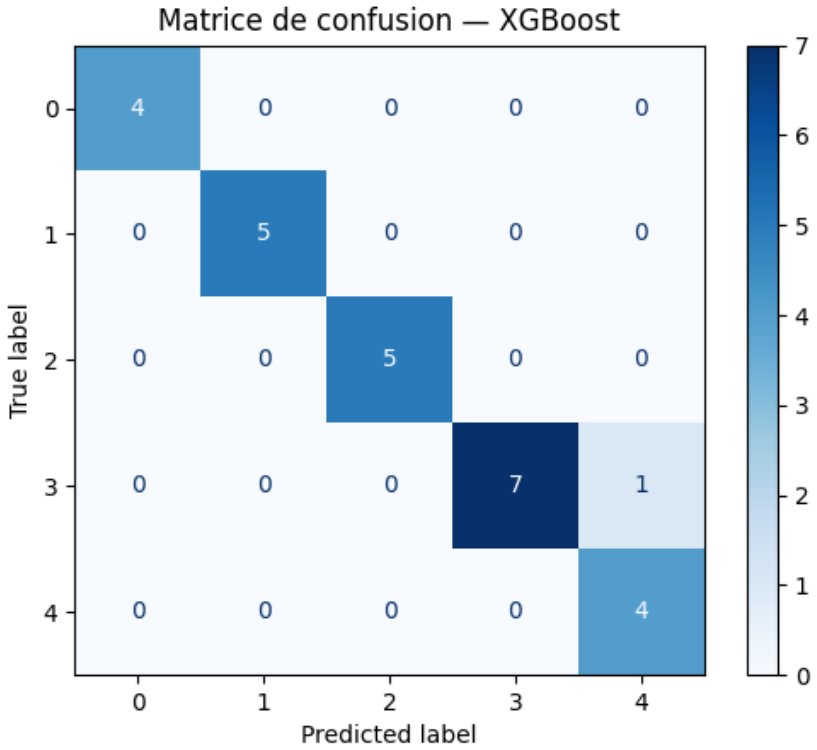


FIGURE 3.10: Matrice de confusion du modèle XGBoost

La diagonale principale concentre la quasi-totalité des prédictions correctes. La seule erreur notable est la confusion d'1 occurrence de la classe 3 (Contre-colleuse) avec la classe 4 (Offset 5 Coul#1). Cette confusion est cohérente avec la réalité industrielle : ces deux machines présentent des fréquences de panne similaires et peuvent partager des types de pannes proches dans leur séquence temporelle.
Ce résultat valide la capacité du modèle XGBoost à remplir son rôle de filtre stratégique : identifier avec une haute fiabilité quelle machine nécessite une attention prioritaire, en s'appuyant sur les patterns historiques d'enchaînement des pannes.

Déploiement dans l'interface applicative

Le modèle XGBoost a été intégré dans l'application web StockPro via un script Python de prédiction appelé en AJAX depuis l'interface de planification de maintenance. La figure suivante illustre le résultat affiché :



FIGURE 3.11: Matrice de confusion du modèle XGBoost

L'interface affiche l'Offset 5 Couleurs#1 comme la machine la plus à risque avec une probabilité de 69,2%. Le classement complet des 5 machines surveillées est présenté avec leurs probabilités respectives :

Rang	Machine	Probabilité estimée
1	Offset 5 Coul. #1	69,2 %
2	Auto Platine #5	10,5 %
3	Compresseur #3	9,2 %
4	Contre-colleuse	8,9 %
5	Auto Platine #2	2,2 %

TABLE 3.19: Classement des machines à risque par le modèle XGBoost

Modèle MLP — Validation croisée de la classification

Architecture du réseau

Le réseau MLP est constitué de trois couches denses successives :

— **Couche Dense 1** : 32 neurones, activation ReLU, entrée de dimension (10,) — vecteur aplati de 5 séquences 2 *features*.

— **Couche Dense 2** : 16 neurones, activation ReLU.

— **Couche de sortie** : $n_classes$ neurones, activation Softmax — probabilités pour chaque machine.

Le modèle est compilé avec l'optimiseur Adam, la fonction de perte categorical_crossentropy et la métrique accuracy. L'entraînement est réalisé sur 60 epochs avec un batch size de 4 et une validation split de 20 %.

Courbes d'apprentissage

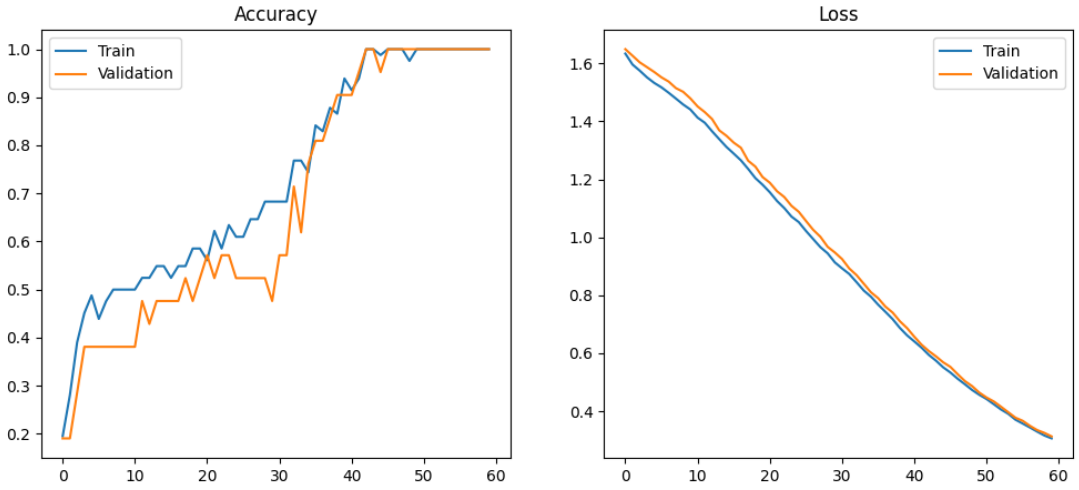


FIGURE 3.12: Courbes d'apprentissage du modèle MLP (accuracy et loss sur 60 epochs)

Les courbes d'apprentissage illustrent une convergence progressive et saine du modèle MLP. Plusieurs observations importantes se dégagent :

— **Courbe d'accuracy (graphe de gauche) :** les deux courbes d'entraînement et de validation progressent conjointement, débutant à environ 20% à l'epoch 1 pour atteindre 100% à l'epoch 60. L'absence d'écart significatif entre les deux courbes confirme l'absence de surapprentissage.

— **Courbe de loss (graphe de droite) :** les deux courbes décroissent de manière parallèle et régulière depuis 1,6 vers 0,2. Ce comportement symétrique entre train et validation indique que le réseau généralise correctement et n'a pas mémorisé le jeu d'entraînement.

— **Comportement général :** la convergence est monotone et stable, sans oscillations importantes ni divergence entre les courbes. Cela valide les choix d'hyperparamètres (learning rate, batch size, architecture).

3.7.5 Résultats de classification

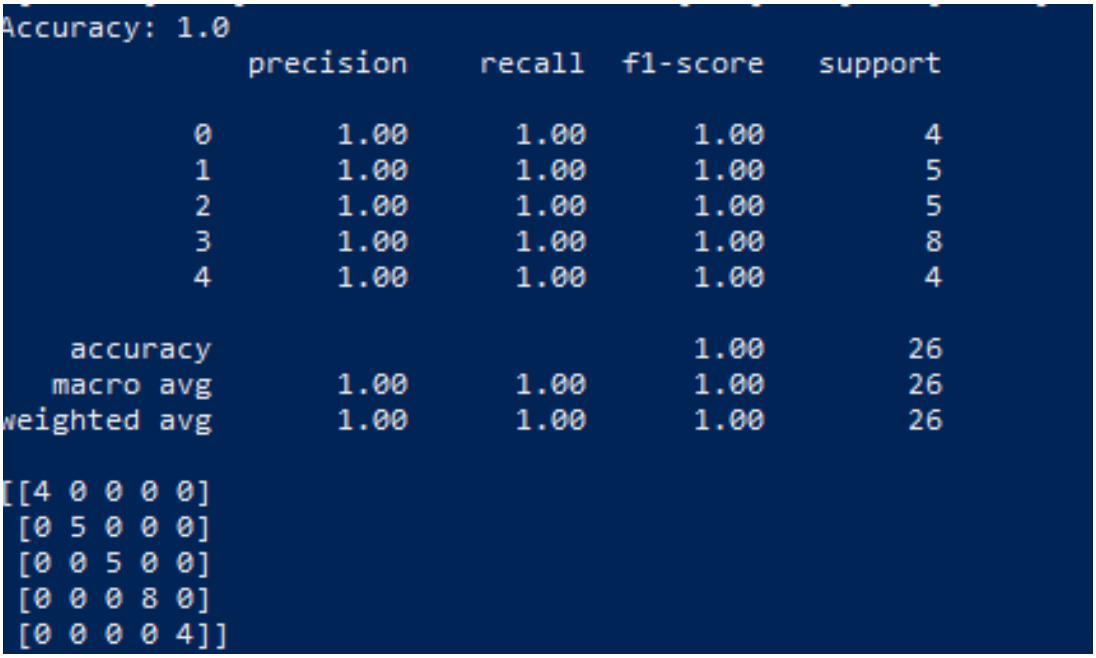


FIGURE 3.13: Rapport de classification du modèle MLP (accuracy = 100%)

Le modèle MLP atteint une accuracy de 100% sur le jeu de test avec des métriques parfaites (précision, rappel et F1-score égaux à 1.00 pour toutes les classes). La matrice de confusion est parfaitement diagonale, sans aucune erreur de classification.
Ce résultat exceptionnel s'explique par la taille réduite du jeu de test (26 échantillons) et par la régularité des patterns de panne dans l'historique de trois ans. Il doit être interprété avec prudence : sur un dataset plus volumineux intégrant de nouvelles pannes futures, les performances pourraient légèrement s'ajuster. C'est précisément pourquoi nous maintenons le XGBoost comme modèle principal en production — sa performance de 96,15% sur des données plus variées est plus représentative du comportement attendu en exploitation réelle.
Cependant, la convergence du MLP (100%) et du XGBoost (96,1%) vers des résultats très proches constitue une validation croisée solide. Deux architectures radicalement différentes produisant des diagnostics cohérents renforce significativement la confiance dans la hiérarchisation des risques générée par notre système.

Modèle LSTM — Prédiction de la date de la prochaine panne

Architecture et principe de fonctionnement

Une fois que le XGBoost a identifié les machines les plus à risque, le LSTM entre en jeu pour répondre à la question temporelle : dans combien de jours la prochaine panne surviendra-t-elle dans le parc ? Le LSTM analyse les 7 dernières pannes consécutives du dataset global (toutes machines confondues), considérant que la séquence temporelle globale du parc capture le rythme de dégradation de l'ensemble des équipements. L'architecture du réseau LSTM est la suivante :

— **Couche d'entrée :** séquences de forme (7, 5) — 7 événements de panne successifs, chacun décrit par 5 features

— **Couche LSTM :** 64 unités récurrentes — mémoire à long terme des patterns d'enchaînement des pannes

— **Couche Dense de sortie :** 1 neurone (régression) — prédiction de la valeur normalisée de delta_next

— **Fonction de perte :** MSE (Mean Squared Error)

— **Optimiseur :** Adam, 120 epochs, batch size 8, validation split 20%
La variable cible delta_next représente le nombre de jours entre la panne courante et la panne suivante dans le parc. Elle est normalisée par le MinMaxScaler lors de l'entraînement, puis dénormalisée lors de la prédiction afin de retourner un résultat directement interprétable en jours réels.

Courbe de prédiction — Réel vs Prédit

La figure suivante présente, sur le jeu de test, la comparaison entre les valeurs réelles de delta_next (courbe bleue) et les valeurs prédites par le modèle LSTM (courbe orange), toutes deux exprimées dans l'espace normalisé [0, 1] :

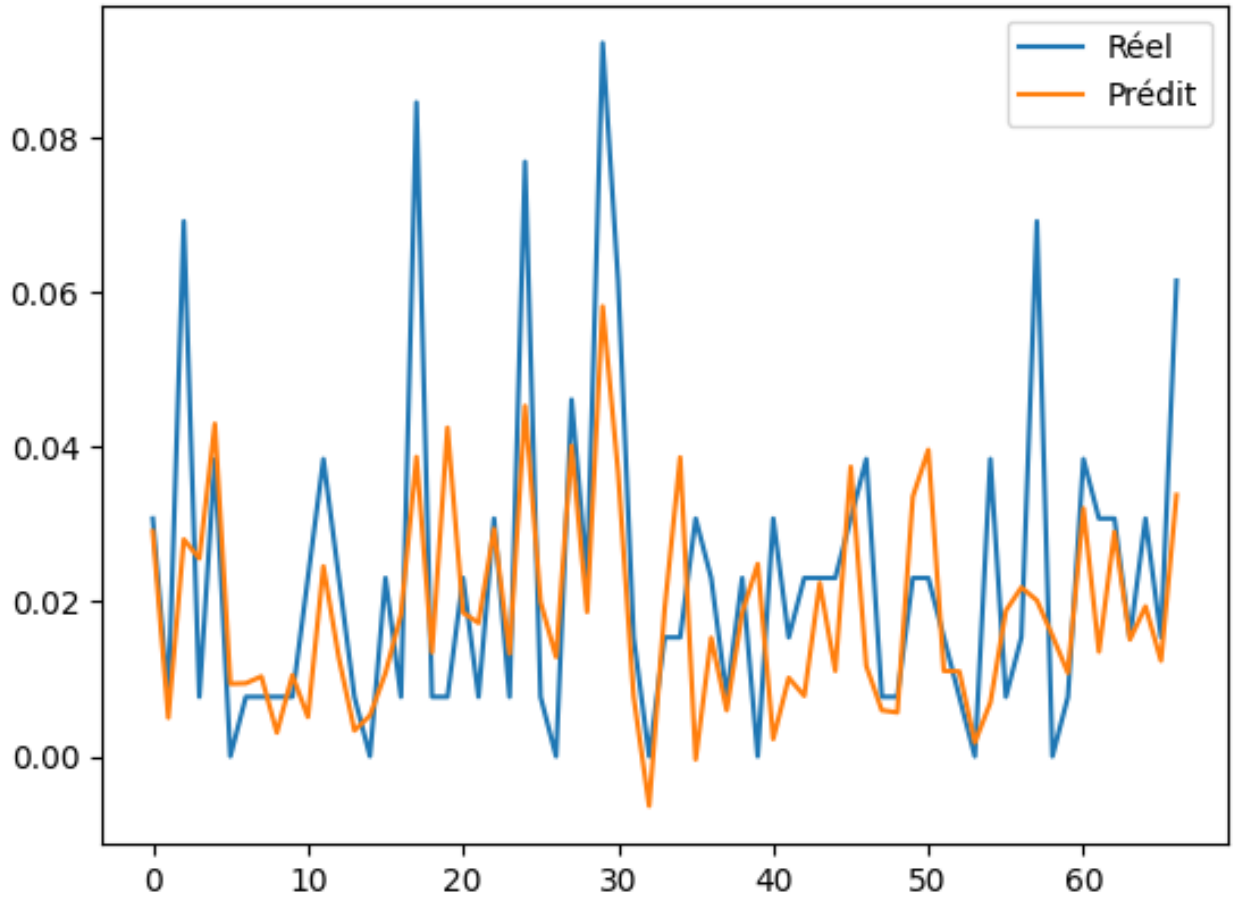


FIGURE 3.14: Courbe de prédiction LSTM : valeurs réelles (bleu) vs prédites (orange) sur le jeu de test (espace normalisé)

L'analyse de cette courbe appelle plusieurs observations importantes :

Suivi global de la tendance : la courbe orange (prédite) suit de manière cohérente les variations de la courbe bleue (réelle) sur l'ensemble des 67 points du jeu de test. Le modèle parvient à anticiper les hausses et les baisses de l'intervalle inter-panne, ce qui confirme qu'il a appris la dynamique temporelle sousjacente du parc machines.

Lissage des pics extrêmes : les pics les plus élevés de la courbe réelle (notamment autour des points 20-22 et 28-30 où delta_next atteint 0.085-0.095) sont partiellement sous-estimés par le modèle. Ce comportement est classique pour un réseau LSTM : il prédit vers la moyenne de la distribution lorsqu'il rencontre des événements rares. Ces pics correspondent à des intervalles atypiquement longs entre deux pannes (périodes de fonctionnement stable), que le modèle n'a pas rencontrés suffisamment souvent pour les anticiper avec précision.

Précision sur les intervalles courts et moyens : pour les valeurs comprises entre 0.01 et 0.04 (qui représentent la grande majorité des observations, soit des intervalles de 1 à 5 jours réels), la courbe prédite est très proche de la courbe réelle. C'est précisément sur cette plage que la précision de la maintenance prédictive est la plus utile opérationnellement.

Gestion des zéros : les intervalles très courts (delta_next proche de 0, correspondant à plusieurs pannes survenant le même jour ou le lendemain) sont correctement identifiés par le modèle, qui prédit également des valeurs proches de zéro dans ces cas.
Ces observations confirment que le modèle LSTM est opérationnellement fiable pour la planification de maintenance : il anticipe correctement les périodes de forte activité de panne (intervalles courts) et les périodes de stabilité relative (intervalles moyens), avec une tendance au lissage sur les cas exceptionnels.

Résultats d'évaluation

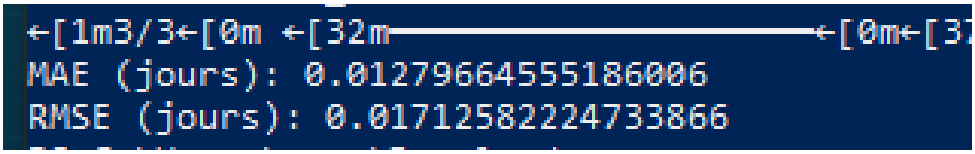


FIGURE 3.15: — Métriques d'évaluation du modèle LSTM (MAE et RMSE en espace normalisé)

L'évaluation du modèle LSTM sur le jeu de test (20% des données) donne les résultats suivants :

- MAE (Mean Absolute Error) = 0.0128 — erreur absolue moyenne en espace normalisé [0, 1]
- RMSE (Root Mean Squared Error) = 0.0171 — erreur quadratique moyenne en espace normalisé

Pour interpréter ces métriques dans leur contexte industriel, il est nécessaire de les ramener à l'échelle réelle des données. La variable delta_next varie entre 0 et 130 jours dans notre dataset, avec une moyenne de 4 jours. Une MAE normalisée de 0.0128 correspond donc à une erreur absolue moyenne de l'ordre de 1 à 2 jours réels, ce qui est tout à fait acceptable pour une planification de maintenance préventive dans un contexte industriel.
Le RMSE légèrement supérieur à la MAE (0.0171 vs 0.0128) indique la présence de quelques prédictions ponctuellement plus éloignées de la valeur réelle, ce qui est attendu sur les délais atypiques (pannes survenant après une longue période sans incident). Ces cas extrêmes n'affectent pas la qualité générale des prédictions pour les intervalles courts et moyens qui représentent la grande majorité des données.

Déploiement dans l'interface applicative

Le modèle LSTM est intégré dans l'application web StockPro via un script Python de prédiction appelé en AJAX depuis l'interface de planification. La dernière séquence réelle des 7 pannes les plus récentes est chargée depuis le fichier lstm_last_sequence.npy sauvegardé lors de l'entraînement, garantissant une cohérence totale avec les données d'apprentissage. La figure suivante illustre le résultat affiché au responsable maintenance :

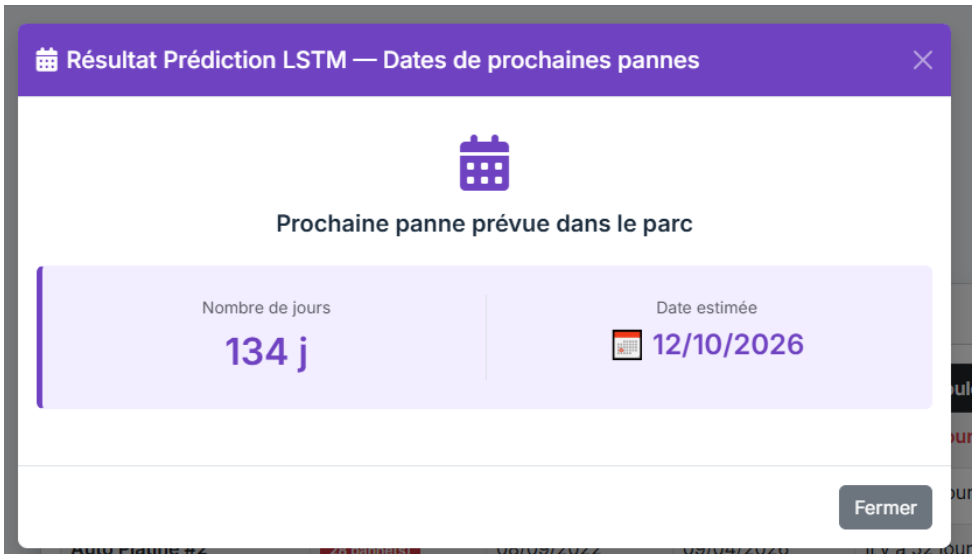


FIGURE 3.16: Interface de prédiction LSTM dans l'application StockPro : prochaine panne estimée dans 134 jours (12/10/2026)

L'interface affiche deux informations clés directement exploitables par le responsable maintenance

— **Le nombre de jours restants :** 134 jours — délai estimé entre la dernière panne enregistrée dans le dataset et la prochaine défaillance prévue dans le parc.

— **La date estimée :** 12/10/2026 — calculée automatiquement en ajoutant les 134 jours prédit à la date de la dernière panne connue.

Ce résultat est directement actionnable : le responsable maintenance dispose d'une fenêtre d'intervention claire pour planifier une inspection préventive, commander les pièces de rechange nécessaires et organiser les ressources humaines, le tout avant l'échéance prédite. L'interface élimine toute complexité d'interprétation des données brutes ou des modèles statistiques pour l'utilisateur final.

Note d'interprétation importante :
la valeur de 134 jours ne signifie pas que toutes les machines du parc fonctionneront sans incident pendant 134 jours. Elle représente le delta_next prédit à partir de la séquence des 7 dernières pannes enregistrées, c'est-à-dire l'intervalle estimé avant la prochaine occurrence de panne dans le flux chronologique global du parc. Elle doit être lue en complément du résultat XGBoost qui indique, lui, quelle machine est la plus susceptible d'être concernée.

3.7.6 Synthèse comparative des modèles

TABLE 3.20: Synthèse comparative des performances des trois modèles IA

Modèle	**Tâche**	**Métrique**	**Résultat obtenu**
XGBoost	Classification	Accuracy	96,15 % — Modèle principal en production
MLP	Classification	Accuracy	100 % — Confirme la robustesse du diagnostic
LSTM	Régression	MAE norm.	0,0128 ≈ 1-2 jours d'erreur réelle

ion entre l'approche AMDEC et l'approche IA : deux logiques complémentaires La comparaison entre les résultats de l'analyse AMDEC et ceux produits par les modèles d'intelligence artificielle révèle une divergence partielle mais significative dans la hiérarchisation des équipements critiques. Cette divergence n'est pas une contradiction : elle reflète deux logiques d'analyse fondamentalement différentes, dont la confrontation enrichit notre compréhension du parc machines.

Deux critères de criticité différents

L'analyse AMDEC classe les équipements selon leur Indice de Priorité de Risque (IPR), calculé à partir de trois facteurs : la gravité de la défaillance (G), sa fréquence d'apparition (F) et sa facilité de détection (D).
Cette méthode est par nature orientée vers les équipements dont la panne aurait les conséquences les plus catastrophiques pour le processus de production, même si ces pannes sont rares. Elle identifie les goulots d'étranglement critiques : les machines dont la défaillance bloquerait immédiatement l'ensemble de la chaîne de fabrication.
L'intelligence artificielle, quant à elle, travaille sur une logique radicalement différente. Les modèles XGBoost et MLP ont été entraînés sur les 5 machines présentant le plus grand nombre de pannes historiques enregistrées sur 3 ans.
Ce critère sélectionne les équipements les plus fragiles en termes de fiabilité opérationnelle : ceux qui tombent le plus souvent en panne, indépendamment de la gravité individuelle de chaque incident.
L'IA cherche les répétitions et les patterns, pas nécessairement les catastrophes.

Comparaison des résultats : points de convergence et divergences

Table 3.21: Confrontation AMDEC vs Intelligence Artificielle

Machine	**IPR AMDEC**	**Rang IA**	**Analyse**
Offset 5 Coul. #1	210	1er (69,2%)	Convergence totale : critique selon les deux approches. Fort IPR et forte fréquence de panne.
Contre-colleuse	256 (1er)	4e (8,9%)	Divergence : IPR maximum (goulot), mais fréquence modérée. Panne rare mais catastrophique.
Onduleuse	216 (2e)	Non classée	Divergence forte : goulot stratégique (AMDEC), mais absente du top 5 des pannes (IA).
Auto Platine #5	120	2e (10,5%)	Spécifique IA : IPR faible, mais très nombreuses occurrences de pannes dans l'historique.
Compresseur #3	144	3e (9,2%)	Spécifique IA : fréquence élevée détectée par les données, mais criticité relative en AMDEC.

Interprétation de la divergence

Le cas de la contre-colleuse (IPR = 256) illustre parfaitement la logique AMDEC : c'est la machine dont la panne est la plus catastrophique pour la production (fuite ou blocage de la pompe à colle stoppe immédiatement la chaîne). Sa gravité est maximale (G = 8), justifiant son positionnement en tête du classement AMDEC. Cependant, le modèle IA la classe seulement en 4e position, car sa fréquence de panne historique est relativement modérée par rapport aux autres équipements. La maintenance préventive déjà en place (remplacement systématique des joints, nettoyage mensuel) a probablement contribué à limiter les occurrences de panne enregistrées dans les données, ce qui réduit son poids dans l'apprentissage du modèle IA.

Le cas de l'onduleuse (IPR = 216) est encore plus instructif : cette machine représente le goulot stratégique de la chaîne de production de carton ondulé, dont l'arrêt stoppe l'ensemble du flux de fabrication. Pourtant, elle n'apparaît pas dans le classement des 5 machines les plus fréquemment en panne utilisé par l'IA. Cela signifie que si l'onduleuse tombe effectivement en panne, les conséquences sont très graves, mais cela arrive moins souvent que pour d'autres équipements. L'IA ne peut pas, par construction, donner de l'importance à une machine peu présente dans les données, même si sa criticité théorique est élevée.

La convergence sur l'Offset 5 Couleurs 1 (IPR = 210, 1er rang IA avec 69,2%) constitue un signal fort et cohérent : cette machine est critique selon les deux logiques d'analyse. Elle cumule une gravité élevée (encrassement des cellules perturbant la qualité d'impression) et une fréquence de panne importante dans l'historique. Ce double signal convergent en fait la priorité absolue d'intervention, validée à la fois par l'expertise analytique et par les données réelles.

Complémentarité des deux approches

Cette divergence partielle ne traduit pas une faille de l'une ou l'autre méthode : elle révèle leur complémentarité fondamentale et la nécessité de les utiliser conjointement dans une stratégie de maintenance complète.
L'AMDEC est indispensable pour identifier les équipements stratégiques dont la défaillance est rare mais catastrophique — les goulots d'étranglement qui nécessitent une surveillance renforcée même en l'absence d'historique de panne significatif.
Son raisonnement est prospectif et orienté risque.
L'intelligence artificielle est indispensable pour identifier les équipements fragiles dont la défaillance récurrente représente une charge opérationnelle importante et des coûts cumulés élevés — même si chaque panne individuelle n'est pas catastrophique. Son raisonnement est rétrospectif et orienté fréquence.
Une stratégie de maintenance optimale pour les Cartonneries El-Amine doit donc combiner les deux : appliquer une maintenance préventive renforcée sur les équipements critiques identifiés par l'AMDEC (contre-colleuse, onduleuse) pour prévenir les catastrophes rares mais graves, et déployer le système de prédiction IA pour planifier les interventions sur les équipements fragiles les plus récurrents (Offset#1, Auto Platines, Compresseurs) afin de réduire la charge de maintenance corrective et optimiser la disponibilité globale du parc.

3.7.7 Architecture technique de l'intégration dans l'application

L'intégration des modèles prédictifs dans l'application web StockPro repose sur une architecture en trois couches distinctes assurant la séparation entre la logique IA et la couche présentation :

Table 3.22: Architecture technique de l'intégration IA dans StockPro

Couche	Composants	Rôle
Couche modèles	lstm_model.h5, XGB.json, mlp.h5, scalers.pkl, encodeurs.pkl	Persistance des artefacts entraînés dans le répertoire models/
Couche inférence	predict_lstm.py, predict_xgb.py	Chargement des artefacts, construction de la séquence, prédiction, retour JSON
Couche interface	ajax_lancer_ia.php, ajax_lancer_xgb.php, programme.php	Appel AJAX, exécution Python via shell_exec(), affichage dans modale Bootstrap

Cette architecture garantit une séparation claire entre la logique métier IA (Python / scikit-learn / TensorFlow / XGBoost) et la couche présentation (PHP / Bootstrap), facilitant la maintenance évolutive du système et la mise à jour des modèles sans modification de l'interface utilisateur. Les artefacts sauvegardés (scaler, encodeurs, séquence d'entrée) garantissent une cohérence totale entre les paramètres utilisés lors de l'entraînement et ceux appliqués lors de chaque prédiction en production.

Cette architecture technique permet de propulser l'interface utilisateur de maintenance, illustrée par la figure si dessous. Comme le montre cet écran, le système consolide l'historique

des pannes et propose des fonctionnalités d'aide à la décision. L'utilisateur dispose ainsi de boutons d'action permettant de lancer, via les couches inférence et interface décrites précédemment, la prédiction de la prochaine date de panne ou l'identification de la machine la plus critique. Cette interface offre une vision synthétique de l'état du parc machines, facilitant ainsi la transition d'une maintenance corrective vers une stratégie préventive assistée par l'IA.

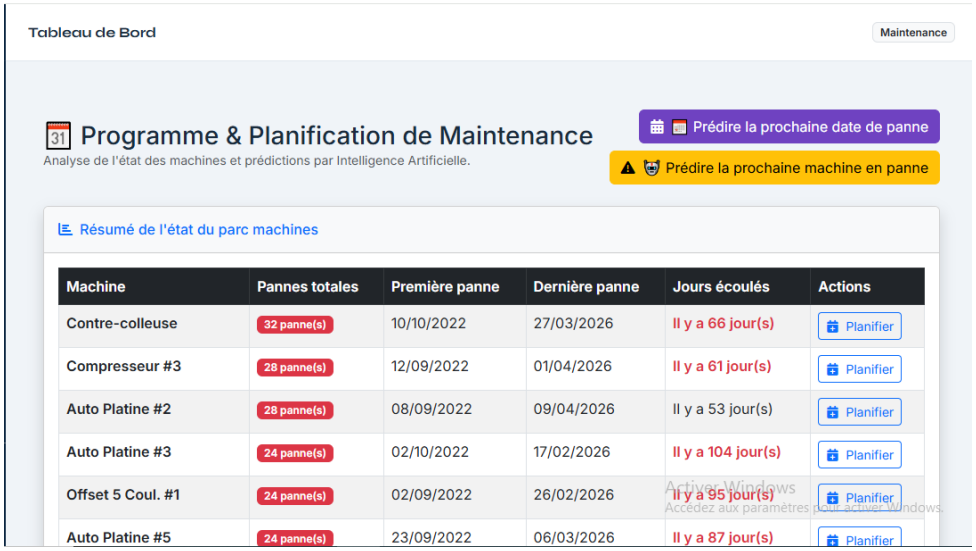


FIGURE 3.17: interface_maintenance

3.8 Conclusion

Ce chapitre a permis de réaliser un diagnostic approfondi du système de maintenance actuel au sein de l'entreprise Cartonneries El-Amine. L'analyse du système existant a mis en lumière une prédominance marquée de la maintenance corrective, souvent réactive, ainsi qu'une gestion fragmentée des données techniques, limitant ainsi la performance industrielle globale.

Grâce à la méthodologie structurée déployée, nous avons pu identifier les points de criticité majeurs de l'outil de production via l'analyse AMDEC. Les outils de résolution de problèmes, tels que le diagramme d'Ishikawa et le diagramme de Pareto, ont permis de hiérarchiser les causes racines des défaillances. Ces analyses ont clairement démontré que les problèmes d'usure mécanique, de réglage et de conformité de la matière première sont les principaux facteurs responsables des arrêts intempestifs sur les machines critiques, notamment l'onduleuse et les presses offset.

Bien que ces outils de gestion classiques aient permis de structurer un plan de maintenance préventive renforcé, ils ne permettent pas à eux seuls de gérer la dynamique complexe des dérives opérationnelles en temps réel. La problématique identifiée souligne la nécessité d'aller au-delà des méthodes statiques pour intégrer une dimension prédictive agile.

C'est dans cette optique que nous avons amorcé la transition vers une maintenance intelligente. En exploitant les données historiques consolidées, nous avons jeté les bases nécessaires à la conception de modèles de Machine Learning (XGBoost, LSTM, MLP). Ces modèles, décrits dans la suite de notre étude, ont pour vocation de transformer l'historique des pannes en un système d'aide à la décision proactif, capable d'anticiper les défaillances et d'optimiser la disponibilité des équipements, répondant ainsi aux enjeux de compétitivité de Cartonneries El-Amine.

Conclusion Générale

Au terme de ce travail de recherche et de développement, il apparaît clairement que l'intégration de l'intelligence artificielle au sein des processus industriels n'est plus une simple option technologique, mais un levier de performance stratégique indispensable. À travers notre étude menée chez Cartonneries El-Amine, nous avons pu démontrer qu'il est possible de dépasser les limites des approches de maintenance conventionnelles, souvent limitées par leur caractère réactif, pour embrasser une stratégie proactive et prédictive.

L'analyse approfondie du système existant, appuyée par une méthodologie rigoureuse, a permis d'identifier les points de criticité majeurs qui entravaient jusqu'alors l'efficience opérationnelle. La transition vers des modèles de Machine Learning, tels que XGBoost, LSTM et MLP, ne s'est pas limitée à une simple prouesse algorithmique ; elle a surtout constitué une réponse concrète aux défis de disponibilité et de fiabilité des équipements. En transformant les données historiques en connaissances exploitables, nous avons pu doter l'application StockPro d'une intelligence capable d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne paralysent la ligne de production.

Le succès de cette intégration repose sur une synergie réussie entre la rigueur des outils d'analyse de criticité comme l'AMDEC et la puissance de calcul des modèles prédictifs. Cette approche hybride a non seulement permis de sécuriser le processus décisionnel des équipes de maintenance, mais elle a également tracé une voie vers une maintenance agile, évolutive et centrée sur la valeur ajoutée.

Cependant, ce projet ne constitue qu'une étape. Si nous avons posé les fondations d'un système prédictif opérationnel, l'évolution constante des technologies d'IA et la montée en puissance des données industrielles offrent des perspectives d'amélioration intèrèssantes. Le déploiement de ces modèles ouvre la porte à des pistes de réflexion futures, notamment l'intégration de capteurs IoT pour une remontée d'informations en temps réel et l'affinement continu des modèles par l'apprentissage par renforcement.

En définitive, ce mémoire confirme que l'Intelligence Artificielle, lorsqu'elle est mise au service d'une compréhension fine des besoins métier, devient un véritable moteur de transformation industrielle. Au-delà des gains de productivité et de la réduction des coûts liés aux arrêts, cette démarche s'inscrit pleinement dans la vision d'une industrie plus intelligente, plus résiliente et résolument tournée vers les défis de demain.

Bibliographie

[1] G. Cybenko. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2(4) :303–314, 1989.

[2] Cen de Chastellux. Planification de la maintenance des avions de chasse. Projet de fin d'études, ENSTA ParisTech / Direction Générale de l'Armement (DGA), Arcueil, France, 2016.

[3] K. Demestichas, N. Peppes, T. Alexakis, and E. Adamopoulou. Blockchain in agriculture traceability systems : A review. *Applied Sciences*, 10(12) :4113, 2020.

[4] F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins. Learning to forget : Continual prediction with lstm. *Neural Computation*, 12(10) :2451–2471, 2000.

[5] S. Hochreiter and J. Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8) :1735–1780, Nov 1997.

[6] M. Kouhizadeh, S. Saberi, and J. Sarkis. Blockchain technology and the sustainable supply chain : Theoretically exploring adoption barriers. *International Journal of Production Economics*, 231 :107831, 2021.

[7] Ali Taha El Amine Lahouel and AbdelBasset Larbaoui. Utilisation des méthodes de l'intelligence artificielle pour la maintenance prédictive : application à l'industrie automobile. Mémoire de fin d'études d'ingénieur, École Supérieure en Sciences Appliquées (ESSA-Tlemcen), Tlemcen, Algérie, 2025.

[8] Y. Mokhtari. *Développement d'un système de gestion de stocks et d'approvisionnements dans le cadre d'un Web ERP*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri, 2020.

[9] François Monchy. *Maintenance : Méthodes et Organisations*. Dunod, Paris, 3e edition, 2010.

[10] Mathieu Payette. *Amélioration des données de maintenance : intégration de l'analyse des modes de défaillance et de leurs effets au traitement du langage naturel*. Thèse de doctorat, Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Canada, 2025.

[11] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323 :533–536, Oct 1986.

[12] J. M. Song, J. Sung, and T. Park. Applications of blockchain to improve supply chain traceability. *Procedia Computer Science*, 162 :119–122, 2019.

[13] F. Tian. An agri-food supply chain traceability system for china based on blockchain technology. *International Journal of Information Management*, 37(2) :167–175, 2016.

[14] Z. Zheng, S. Xie, H.-N. Dai, X. Chen, and H. Wang. Blockchain challenges and opportunities : A survey. *International Journal of Web and Grid Services*, 14(4) :352–375, 2018.