

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département Génie Industriel

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel
Option Management Industriel

Optimisation de la Performance de la Ligne d'Assemblage : Mise en
Place d'un Système de Maintenance Opérationnelle Basé sur la
Prediction des pannes

Application : Novo Nordisk, Local Manufacturing Algeria

Mme. DEBOUCI Anfel & Mme. KESSAL Maria

Présenté et soutenu publiquement le (02/07/2024)

Composition du jury :

Présidente :	Mme. Samia BELDJOUDI	MCA	ENP
Examineur :	Mr. Iskander ZOUAGHI	MCA	ENP
Promoteurs :	Mr. Ali Boukabous	MAA	ENP
	Mme. Kamelia Hammachi	MAA	ENP
	Mr. Mohamed Guessoum	cLean coordinateur	Novo Nordisk

ENP 2024

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département Génie Industriel

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel
Option Management Industriel

Optimisation de la Performance de la Ligne d'Assemblage : Mise en
Place d'un Système de Maintenance Opérationnelle Basé sur la
Prediction des pannes

Application : Novo Nordisk, Local Manufacturing Algeria

Mme. DEBOUCI Anfel & Mme. KESSAL Maria

Présenté et soutenu publiquement le (02/07/2024)

Composition du jury :

Présidente :	Mme. Samia BELDJOUDI	MCA	ENP
Examineur :	Mr. Iskander ZOUAGHI	MCA	ENP
Promoteurs :	Mr. Ali Boukabous	MAA	ENP
	Mme. Kamelia Hammachi	MAA	ENP
	Mr. Mohamed Guessoum	cLean coordinateur	Novo Nordisk

ENP 2024

الملخص

المصنع المحلي في الجزائر هو مصنع متخصص في إنتاج علاجات مرضى السكري، و هو جزءًا من شركة نوفو نورديسك الرائدة عالميًا في صناعة الأدوية.

يندرج هذا المشروع ضمن إطار إدارة أنشطة الصيانة في هذا الموقع، بهدف تحسين الكفاءة التشغيلية في إنتاج هذه الاقلام.

تعتمد الحلول المقترحة على عدة محاور رئيسية: وضع خطة صيانة استنادًا إلى تحليل الأعطال و تقييم أولويات المعدات، وتطوير لوحة معلومات تفاعلية لمتابعة أنشطة الصيانة، وإنشاء نماذج تنبؤية تستخدم شبكات الأعصاب الصناعية. تستند إلى التعلم الآلي وتحليل البيانات، من أجل إصدار توقعات لفترة الزمن بين الأعطال.

الكلمات الرئيسية: صيانة، تعلم آلي، تنبؤ، شبكات عصبية اصطناعية.

Abstract

Local Manufacturing Algeria is an entity specialising in the production of diabetes treatments and is part of Novo Nordisk, a global leader in pharmaceutical production.

This project falls within the framework of managing maintenance activities at this site, with the objective of improving operational efficiency in the production of Flexpen.

The proposed solution is based on several key aspects : the development of a maintenance plan, the creation of an interactive dashboard for tracking maintenance activities, and the creation of predictive models using artificial neural networks. These models, based on machine learning and the analysis of historical data, generate MTBF forecasts.

Keywords : Maintenance, Machine Learning, Forecasting, ANN.

Résumé

Local Manufacturing Algeria est une entité spécialisée dans la production de traitements pour le diabète et fait partie de Novo Nordisk, leader mondial dans la production pharmaceutique. Ce projet s'inscrit dans le cadre de la gestion des activités de maintenance de ce site, avec l'objectif d'améliorer l'efficacité opérationnelle de la production du Flexpen.

La solution proposée repose sur plusieurs axes clés : l'élaboration d'un plan de maintenance, le développement d'un tableau de bord interactif pour le suivi des activités de maintenance, et la création de modèles prévisionnels utilisant des réseaux de neurones artificiels. Ces modèles, basés sur l'apprentissage automatique et l'analyse des données historiques, génèrent des prévisions de MTBF.

Mots clés : Maintenance, apprentissage automatique, prévision, RNA.

Dédicaces

En tout premier lieu, je remercie le bon Dieu, tout-puissant, de m'avoir donné la force de surmonter les épreuves et le courage de dépasser toutes les difficultés.

À mes chers parents, je veux exprimer mon profond amour et respect pour l'éducation qu'ils m'ont prodiguée, au prix de nombreux sacrifices. Je les remercie de m'avoir inculqué le sens du devoir et les valeurs qui me guident depuis mon enfance.

À ma grande sœur Zohra, qui remplit ma vie de joie et de rires, et qui a toujours été là dans les meilleurs moments, surtout dans les pires, m'encourageant et m'aidant sans relâche.

À mes tantes qui n'ont jamais cessé de croire en moi et qui ont toujours été présentes dans les moments les plus importants de ma vie. Leur gentillesse et leur dévotion ont su me reconforter et m'épauler.

À la mémoire de mes grands-parents, dont j'aurais tant souhaité la présence. Que Dieu ait leurs âmes en Sa sainte miséricorde.

À mes meilleures amies Amina et Ines, sans qui rien de tout cela n'aurait été possible. Grâce à leur soutien tout au long de ma vie, elles ont toujours su me conseiller et m'épauler, surtout lors des moments difficiles.

À mes cousines, particulièrement Sarah et Maria, qui ont toujours su me motiver à donner le meilleur de moi-même. Je vous souhaite santé et réussite dans votre vie.

À mon binôme Anfel, sans qui je n'aurais pas pu accomplir ce travail. Elle m'a épaulé lors de cette aventure avec patience, générosité et dévouement. Je te souhaite tout le bonheur et la réussite dans ta vie personnelle et professionnelle.

À toutes les personnes ayant contribué, de près ou de loin, à la réussite de ce projet.

KESSAL Maria

Dédicaces

Je dédie ce travail à mes chers parents, en reconnaissance de leurs sacrifices, de leur amour, de leur tendresse, de leur soutien et de leurs prières tout au long de mes études. Grâce à eux, j'ai pu me développer et m'épanouir sur des bases solides qui ont fait de moi la femme que je suis aujourd'hui.

À la sœur que j'aurais dû avoir, Amina, je te remercie infiniment d'avoir été à mes côtés et de m'avoir soutenue durant ces huit dernières années. Ta présence me rend plus forte.

À ma cousine Sarah, complice de tant de souvenirs précieux et source constante d'inspiration.

À mon binôme exceptionnel, Maria, ta sagesse, ta collaboration constante et ton soutien ont été cruciaux pour que nous puissions réussir ensemble. Merci pour ta compagnie qui a rendu cette expérience si enrichissante et mémorable. Tu as été là à chaque défi que nous avons affronté ensemble, me soutenant à chaque étape difficile. Je te souhaite le meilleur dans toute ta vie.

À moi-même, je dédie cette réussite et ce chemin parcouru avec détermination et fierté.

Et à tous ceux qui ont fait confiance en mes capacités et ont cru en ma réussite.

Merci.

DEBOUCI Anfel

Remerciements

En préambule de ce mémoire, nous exprimons notre profonde reconnaissance envers ALLAH le Tout-Puissant qui nous a aidé et nous a dirigé.

Nous souhaitons exprimer notre plus profonde gratitude et nos remerciements sincères à toutes les personnes ayant contribué, de près ou de loin, à la réussite de notre PFE.

*Tout d'abord, nous tenons à exprimer notre sincère gratitude envers nos encadrants **Mr. Ali Boukabous** et **Mme. Kamelia Hammachi** pour leur encadrement de haute qualité durant notre stage. Leur soutien moral, leurs conseils avisés, leurs encouragements constants et leur disponibilité qui ont grandement contribué à l'aboutissement réussi de notre travail. Leur dévouement, leur implication et leurs observations constructives ont été cruciaux pour affiner chaque étape de notre projet.*

*Nous tenons également à exprimer nos remerciements sincères à notre tuteur professionnel, **Mr. Mohamed Guessoum**, pour avoir facilité notre intégration au sein de son équipe. Son accompagnement, sa confiance et ses conseils avisés ont été déterminants pour la réussite de notre projet.*

*Nous adressons également nos remerciements à **Mr. Ayoub Charfi**, **Mr. Bilal Merabtene** et **Mr. Yassine Abdennour** de nous avoir accueilli et guidé. Nous sommes reconnaissantes de pouvoir compter sur leur expertise. Leurs réponses et explications ont grandement contribué à notre compréhension et à notre progression tout au long de notre projet.*

*Un remerciement particulier à **Mr. Ouagnouni Mohamed**, directeur du site, **Mme. Malha Medah**, directrice des ressources humaines, ainsi qu'à **Mme. Kaouther Aziz**, **Mr. Makhoul Mefidene** et tout le personnel de LMA pour leur accueil chaleureux, leur bienveillance, et leur volonté de nous assister et de nous soutenir durant nos moments difficiles.*

Nous adressons également nos remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en examinant et évaluant notre travail, ainsi qu'à tous nos professeurs du Département Génie Industriel pour la formation rigoureuse qu'ils nous ont prodiguée.

Pour finir, Merci Polytech! Cette école qui nous a offert une formation de qualité et des opportunités exceptionnelles pour poursuivre nos passions, et qui a été pendant de longues années une maison accueillante.

Anfel DEBOUCI et Maria KESSAL

Table des matières

Liste des tableaux

Table des figures

Liste des acronymes

Introduction générale	15
1 Présentation de l'entreprise, état des lieux et problématique	17
1.1 Introduction	17
1.2 Novo Nordisk Monde	17
1.3 Novo Nordisk Algerie	20
1.4 Présentation de Novo Nordisk Algérie	21
1.5 Diagnostic et Évaluation du Site de Production	23
1.5.1 Analyse des Écarts entre le Plan de Production Prévisionnel et Réel . . .	23
1.5.2 Évaluation de la Capacité de Production	24
1.5.3 Investigation et recherche approfondie de la source des écarts	26
1.6 Conclusion	29
2 Fondement théoriques et concepts clés	30
2.1 Introduction	30
2.2 le Lean	30
2.2.1 Définition du Lean	30
2.2.2 Le lean thinking	31
2.2.3 L'élimination de gaspillage	31
2.2.4 Les outils du lean management	33
2.2.4.1 Le Diagramme Pareto	33

2.2.4.2	La standardisation	34
2.2.4.3	Kanban	34
2.2.4.4	La Total Productive Maintenance(TPM)	35
2.3	La maintenance	36
2.3.1	Définition de la maintenance	36
2.3.2	Les niveaux de maintenance	37
2.3.3	les différents type de maintenance	37
2.3.4	Système de mesure de performance	38
2.3.5	La maintenance et la fiabilité	39
2.4	La Prévision	41
2.4.1	Définition et rôle de la prévision	42
2.4.2	L'horizon de prévision	42
2.4.3	Typologie et sélection des techniques de prévisions	43
2.4.3.1	Les Méthodes qualitatives	43
2.4.3.2	Les méthodes quantitatives (extrapolation) :	43
2.5	Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	51
2.5.1	Définition des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	51
2.5.2	Inspiration Biologique	51
2.5.3	Structure des réseaux de neurones artificiels	52
2.5.4	La construction d'un réseau de neurones	54
2.5.5	Les réseaux de neurones les plus connus	55
2.5.5.1	Perceptron	55
2.5.5.2	Perceptron Multicouche (MLP)	55
2.6	Conclusion	56
3	Résolution de la Problématique : Apports et Contributions	57
3.1	Introduction	57
3.2	Méthodologie de développement et de mise en place de la solution	58
3.3	Identification du besoin	58
3.4	Analyse critique des dysfonctionnements et de l'équipement	60
3.5	Développement d'un outil de planification de maintenance	68

3.5.1	Implémentation de la maintenance autonome	68
3.5.2	Implémentation de la maintenance périodique et systématique	73
3.5.3	Implémentation de la maintenance conditionnelle	73
3.5.4	La maintenance améliorative	74
3.5.5	Implémentation du Process Control Board des techniciens	75
3.5.6	Optimisation du choix de la stratégie de maintenance	76
3.6	Conception d'un outil de visualisation des activités de la maintenance	77
3.7	Développement d'un outil statistique de prévision	81
3.7.1	Etude de la série temporelle	82
3.7.2	Modèles de prévision	83
3.8	Développement d'un réseau de neurones artificielle	92
3.8.1	Préparation des Données	92
3.8.2	Construction du Modèle	92
3.8.3	Entraînement du modèle	93
3.8.4	Les résultats	94
3.9	Construction d'un système de la maintenance prédictive	96
3.9.1	Application des prévisions du MTBF dans le Choix des stratégies de Maintenance	96
3.9.2	Renforcement des Prévisions par l'Analyse des Fluctuations des Cartes de Contrôle	97
3.10	Conclusion	99
Conclusion générale		101
Bibliographie		103
Annexes		106
Annexe 1		106
Annexe 2		110
Annexe 3		112

Liste des tableaux

1.1	Fiche des informations clés de l'entreprise Novo Nordisk	18
1.2	Fiche d'information Novo Nordisk Algérie[1]	21
2.1	Les niveaux de maintenance	37
2.2	Comparaison entre neurone biologique et artificiel	53
3.1	Analyse QQQQCP de la problématique	59
3.2	Comparaison des resultats entre Holt Winter Additif et Multiplicative	85
3.3	Comparaison entre Holt Winter Additif et multiplicative et Modèle de Box Jenkins	91
3.4	Comparaison entre Holt Winter Additif, multiplicative et Modèle de Box Jenkins	96

Table des figures

0.1	Schéma récapitulatif de la démarche de travail suivie	16
1.1	Schéma récapitulatif de la démarche suivie dans le premier chapitre	17
1.2	Classement des concurrents de Novo Nordisk	19
1.3	Activité de la division Product Supply	19
1.4	Liste des produits Novo Nordisk Algérie	23
1.5	Présentation des quantités réels et prévisionnels pour l'année 2023	24
1.6	Écarts opérationnels de la ligne Assembly	24
1.7	Erreur relative par mois	25
1.8	Analyse des Quantités Réelles par Rapport aux Prévisions pour l'Année 2023	25
1.9	Présentation des différents aspects de la performance d'un équipement	27
1.10	Graphique des résultats des paramètres du OEE	28
1.11	Analyse pareto des causes de perte de la performance	28
2.1	Schéma récapitulatif de la démarche suivie pour le deuxième chapitre	30
2.2	Les activités à valeur ajoutée et à non valeur ajoutée	31
2.3	Illustration de la roue du progrès par l'élimination des Mudass	32
2.4	Muda les 7 gasspillages selon le lean manufacturing	32
2.5	Diagramme Pareto	34
2.6	La définition de la total productive maintenance	35
2.7	La maison de la TPM	36
2.8	Les différents types de maintenance[2]	38
2.9	Présentation d'une carte de contrôle	41
2.10	Les techniques de prévisions [3]	43
2.11	Les étapes de la méthode Auto-Projective	45
2.12	Les étapes du test de Dickey Fuller	48

2.13	Les étapes de la méthodologie de control de Box et Jenkins	49
2.14	Les cinq visions du futur	50
2.15	Composition d'un neurone biologique	52
2.16	Structure d'un reseau de neurone artificiel	52
2.17	Structure détaillée d'un réseau de neurone artificiel	53
2.18	Fonctions d'activations[4]	54
2.19	Structure d'un Perceptron Multicouche (MLP)	55
3.1	Structure de la solution	57
3.2	Méthodologie du développement de la solution	58
3.3	Résultats de l'Analyse Multicritère d'Aide à la Décision pour le Choix de la Machine	60
3.4	Les principales étapes de la méthodologie AMDEC	61
3.5	Présentation des composants du stylo d'injection de l'insuline	61
3.6	Présentation de la ligne d'assemblage des composants du stylos Flexpen	62
3.7	Présentation graphique des durée des arrêts de la ligne en fonction des cellules	63
3.8	Présentation de l'interface du système POINT	63
3.9	Résultat de l'analyse fonctionnelle de la station 3 cell 4	64
3.10	Résultat de l'identification des modes de défaillance de la station 3 cell 4	65
3.11	Résultat recherche des causes de la station 3 cell 4	65
3.12	Résultat recherche des effets de la station 3 cell 4	66
3.13	Résultat calcul de la criticité de la station 3 cell 4	66
3.14	Analyse Pareto des défaillances pour les cellules 3 et 4	67
3.15	Résultat analyse des trois critères d'évaluation des stations	68
3.16	Résultat classement des stations selon le niveau de criticité	68
3.17	Triangle de Heinrich	69
3.18	Liste initial des anomalies latentes et légères	70
3.19	Représentation de la taxonomie de bloom	70
3.20	Grille d'évaluation des compétences des opérateurs	71
3.21	Radar chart des Compétences des Opérateurs	71
3.22	Logigramme implementation AM	72
3.23	Mise en Œuvre d'un Système Kanban pour les Opérateurs	72

3.24	Maintenance périodique cell 4 station 3	73
3.25	Maintenance systématique cell 4 station 3	73
3.26	Maintenance Conditionnelle cell 4 station 3	74
3.27	Maintenance ameliorative cell 4 station 3	75
3.28	Implémentation d'un Système Kanban pour les Techniciens	76
3.29	Présentation des différentes sources de données	77
3.30	La représentation de l'interface des stop par POINT	78
3.31	Presentation des resultats du MTTR et MTBF quotidien	79
3.32	Représentation en Boîte à Moustaches du MTBF	80
3.33	Représentation en Boîte à Moustaches du MTTR	80
3.34	Tableau de Bord pour la Visualisation des Activités de Maintenance	81
3.35	Évolution du MTBF au Fil des Mois de Février et Mars	82
3.36	Corrélogramme du MTBF des Mois de Février et Mars	83
3.37	Estimation des paramètres du modele de Holt Winter Additif.	84
3.38	Graphique du MTBF Réel par rapport au Prévisionnel avec la Méthode HW Additive	84
3.39	Estimation des paramètres du modele de Holt Winter multiplicative	85
3.40	Graphique du MTBF Réel par rapport au Prévisionnel avec la Méthode HW Multiplicative	85
3.41	Test de la racine unitaire par le modèle 6.	86
3.42	Test de la racine unitaire par le modèle 5.	87
3.43	Critères d'Akaike pour les 20 top modèles.	88
3.44	Le modèle ARMA expert	88
3.45	Caractéristiques du modèle ARMA (3,2).	89
3.46	Test de normalité de Jarque Bera	89
3.47	Corrélogramme des résidus	90
3.48	Prévisions par le modèle ARMA (3,2)	91
3.49	Graphe de prévision de la chronique	91
3.50	Schéma représentatif de la structure du réseau construit	93
3.51	Représentation visuelle du graphique des prévisions sur les données de test . . .	94
3.52	Représentation visuelle du graphique des prévisions sur les données de test . . .	94

3.53	Résultats des prévisions du MTBF par le réseau de neurones construit	95
3.54	La structure réelle du réseau de neurones artificiels	95
3.55	Présentation des fluctuations sur les cartes de contrôle [5]	97
3.56	Schéma représentatif de la décomposition fonctionnelle de la cellule 3	106
3.57	Schéma représentatif de la décomposition fonctionnelle de la cellule 4	107
3.58	Schéma représentatif des stations critiques de la cell 3	108
3.59	Schéma représentatif des stations critiques de la cell 4	109
3.60	Grille d'évaluation de la criticité de la cellule 4	110
3.61	Attribution des types de maintenance selon les différents critères de criticité . .	111

Liste des acronymes

- **IO** : International Operations
- **PS** : Product Supply
- **LM** :Local Manufacturing
- **DKK** : The Danish Krone
- **A/S** : Société anonyme
- **KPI** : Key performance Indicator
- **OEE** : Overall Equipment Effectiveness
- **TPM** : Total Productive Maintenance
- **MTBF** : Mean time between failure, Temps moyen de bon fonctionnement
- **MTTR** : Mean time to repair, Temps moyen de réparation
- **POInt** : Process Optimisation IT system
- **AMDEC** : Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité
- **AM** : Maintenance autonome
- **BJ** : Box et Jenkins
- **TS** : Trend Stationary
- **DS** : Differency Stationary
- **ARMA** : AutoRegressive Moving Average
- **ERMA** : Erreur Relative Moyenne Absolue
- **MAPE** : Mean absolute percentage error
- **TR** : Taux de Réalité
- **BB** : Bruit Blanc
- **RNA** : Réseaux de Neurones Artificiels
- **IA** : Intelligence Artificielle
- **MLP** : Multi-layer Perceptron
- **CIL** : Cleaning-Inspection-Lubrification
- **SPC** : contrôle statistique des processus
- **US** : Déplacement vers le Haut
- **DS** : Déplacement vers le Bas
- **UT** : Tendance à la Hausse
- **DT** : Tendance à la Baisse
- **CYC** : Cyclique
- **SYS** : Systématique

Introduction générale

Le diabète est un syndrome, regroupant l'ensemble des pathologies caractérisées par une hyperglycémie chronique, résultant d'un défaut de sécrétion ou d'action de l'insuline au niveau des tissus cibles[6]. Cette hormone exige une expertise approfondie dans les processus de fabrication des stylos d'insuline industrielle. D'une part, garantir la qualité de ces produits nécessite un défi technique significatif. D'autre part, la forte demande pour ces stylos d'insuline exige une production continue et un volume important pour répondre aux besoins du marché, ajoutant une dimension stratégique à l'industrie pharmaceutique.

Novo Nordisk, un leader mondial dans le domaine du traitement du diabète, est reconnu pour son expertise exceptionnelle dans la fabrication des stylos d'injection d'insuline. L'engagement de Novo Nordisk envers l'excellence se reflète dans ses normes rigoureuses de contrôle qualité et dans ses investissements en recherche et développement pour améliorer les performances et la convivialité de ses produits. Cette expertise avancée permet à Novo Nordisk de relever avec succès les défis techniques liés à la fabrication des stylos d'insuline, assurant ainsi une qualité optimale et une disponibilité constante sur le marché pour répondre aux besoins croissants des patients diabétiques.

Local Manufacturing Algeria, tout comme tous les autres sites de Novo Nordisk à travers le monde, s'engage résolument dans une démarche d'excellence et d'innovation. En tant qu'acteur majeur de l'industrie pharmaceutique algérienne. Ce site de fabrication local s'inscrit dans la vision globale de l'entreprise en matière de qualité et réactivité. Le site LMA participe activement à la mission de Novo Nordisk visant à fournir des solutions thérapeutiques de pointe pour améliorer la vie des patients atteints de diabète. Grâce à son expertise locale et à sa conformité aux normes internationales les plus rigoureuses, Novo Nordisk Algérie contribue de manière significative à la disponibilité continue de produits de haute qualité sur le marché national qu'un international, répondant ainsi aux besoins croissants des patients et des professionnels de santé.

Cela englobe une gestion proactive des équipements de production, où Local Manufacturing Algeria poursuit le maintien de ses installations pour garantir des opérations efficaces et fiables. Cette approche comprend la surveillance régulière des équipements, la maintenance préventive et la mise en œuvre de technologies de pointe pour minimiser les temps d'arrêt et maximiser la productivité. De plus, cette démarche s'accompagne d'une optimisation constante des processus de production. LMA s'efforce d'améliorer continuellement ses méthodes de travail, d'identifier les pistes d'amélioration et de mettre en place des initiatives visant à accroître l'efficacité opérationnelle et la qualité des produits. Toutefois, le présent travail consistera en une évaluation exhaustive des opérations dans une optique d'amélioration continue et de croissance durable.

Pour ce faire, un diagnostic de l'état des lieux a été piloté au sein de l'entreprise pour détecter les anomalies et les dysfonctionnements, et formuler en conséquence une problématique qui sera par la suite abordée à l'aide d'une démarche scientifique dans le but de la résoudre.

C'est ainsi que la compréhension de la nature de l'activité de LMA nous a permis dans un premier temps de traduire ce besoin explicite d'amélioration en une thématique métier à savoir :

“L’optimisation de la performance de la ligne d’assemblage des stylos d’injection d’insuline”.

Le diagnostic effectué par la suite nous a permis de cerner une problématique précise et directe qui s’énonce comme suit :

"Comment instaurer un système de maintenance opérationnelle optimisé qui vise à accroître l’efficacité des interventions, à maximiser la disponibilité des machines et, par conséquent, à optimiser la performance des équipements en vue d’atteindre l’excellence opérationnelle?"

Cette question revêt une importance cruciale, notamment en raison du nombre élevé de pannes et d’arrêts de machines, ainsi que du volume de stylos à produire prévu pour l’année.

Pour répondre à cette problématique, nous proposons une solution permettant la planification, le reporting des activités de maintenance, et une capacité de prédiction des pannes grâce à l’intégration de l’intelligence artificielle. En utilisant ces prévisions et l’analyse des fluctuations cartes de contrôle, nous pouvons optimiser les stratégies de maintenance et anticiper les défaillances, assurant ainsi une gestion proactive des interventions et une réduction des coûts.

Cette solution sera mise en place grâce à des outils académiques appropriés et adaptés au contexte de l’entreprise selon une démarche hybride regroupant multiples méthodologies de conception et de résolution.

Le présent document présente le raisonnement adopté qui se compose de trois grands volets à savoir :

1. La partie Présentation de l’organisme d’accueil, état des lieux et problématique, a pour objectif d’analyser le contexte de l’étude, de le présenter, d’effectuer un diagnostic et, finalement, de formuler la problématique.
2. La partie Fondement théoriques et concepts clés, a pour objectif de présenter les fondements théoriques et conceptuels du travail.
3. La partie Résolution de la Problématique : Apports et Contributions, dans cette partie nous déroulons l’approche adoptée pour la conception et la mise en place de la solution.

La figure suivante représente un récapitulatif de la structure et des chapitres constituant notre travail ci-présent :

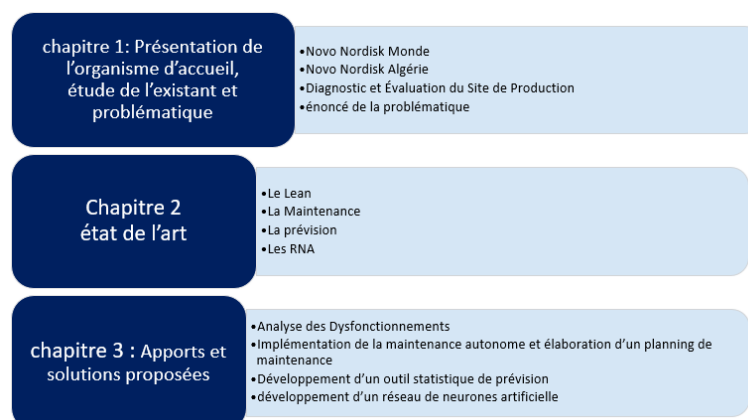


FIGURE 0.1 – Schéma récapitulatif de la démarche de travail suivie

Nous clôturons notre travail par une conclusion générale qui récapitule le travail accompli et les résultats obtenus. Nous suggérons également quelques perspectives de projets visant à compléter et enrichir la solution.

Chapitre 1

Présentation de l'entreprise, état des lieux et problématique

1.1 Introduction

Dans le but d'explorer l'environnement dans lequel s'insère le présent travail, un diagnostic a été effectué afin d'évaluer la situation actuelle. Ce chapitre est consacré à la réalisation de ce diagnostic. D'abord, en présentant les organismes intervenants dans le contexte de l'étude, ensuite, en explicitant la nature des opérations dans le secteur concerné, et enfin, en identifiant les dysfonctionnements qui permettront de définir la problématique à résoudre.

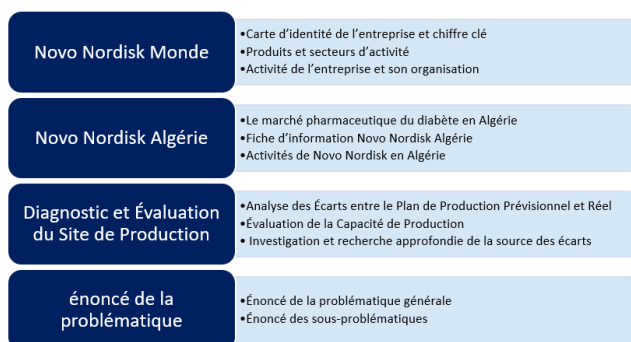


FIGURE 1.1 – Schéma récapitulatif de la démarche suivie dans le premier chapitre

1.2 Novo Nordisk Monde

Novo Nordisk A/S, fondée en 1989 à la suite de la fusion de Nordisk Gentofte et Novo Industri, est une entreprise pharmaceutique danoise située à Bagsværd.

Novo Nordisk est le leader mondial dans le traitement, Elle est également le principal producteur d'insuline au monde, avec une part de marché de 44,6 %.

Présente dans 170 pays, l'entreprise dispose de 16 sites de production répartis dans neuf pays (Algérie, Brésil, Chine, Danemark, France, Japon, Russie, Royaume-Uni et États-Unis) et de plusieurs sites de distribution dans 80 pays. Employant environ 55 200 personnes, Novo Nordisk dessert près de 40 millions de patients à l'échelle mondiale.[7].

1. Carte d'identité de l'entreprise et chiffre clé :

Nom	Novo Nordisk
Date de creation	1923
Fondateurs	Hans Christian Hagedorn (en), August Krogh, Marie Krogh et August Kongsted
Forme juridique	Societe par action
Siège social	Bagsværd, Danemark
Activité	Industrie pharmaceutique
Effectif	55 200
Chiffre d'affaire	176,95 milliards de DKK
Capital social	1370 milliards de DKK

TABLE 1.1 – Fiche des informations clés de l'entreprise Novo Nordisk

2. Produits et secteurs d'activité

Novo Nordisk s'engage à favoriser le changement pour combattre plusieurs maladies chroniques telles que le[7] :

- Diabète de type 1
- Diabète de type 2
- Obésité
- Troubles de la croissance
- Hémophilie
- Ménopause

De plus, ils aspirent à établir une présence solide dans d'autres maladies chroniques graves telles que les maladies cardiovasculaires (MCV), la stéatohépatite non alcoolique (NASH), la néphropathie chronique (MRC) et la maladie d'Alzheimer (MA).

3. Novo Nordisk et ses concurrents sur le marché

Novo Nordisk est un leader mondial dans la fabrication de produits pharmaceutiques, se classant au deuxième rang mondial en termes de capitalisation boursière. Le tableau suivant met en évidence la robustesse croissante du secteur pharmaceutique. **Eli Lilly** se positionne en tête de ce classement avec une capitalisation boursière de 578,3 milliards de dollars. **Novo Nordisk** occupe la deuxième place mondiale avec une capitalisation boursière de 452,8 milliards de dollars. **Johnson et Johnson** se classe en troisième position avec une capitalisation boursière de 377,7 milliards de dollars[8].

Ranking	Name	Symbol	Market Cap Oct 16 2023	Country
1	Eli Lilly	LLY	\$578.3B	U.S.
2	Novo Nordisk	NVO	\$452.8B	Denmark
3	Johnson & Johnson	JNJ	\$377.7B	U.S.
4	Merck	MRK	\$263.9B	U.S.
5	AbbVie	ABBV	\$261.2B	U.S.
6	Roche	ROG.SW	\$222.4B	Switzerland
7	AstraZeneca	AZN	\$212.2B	UK
8	Novartis	NVS	\$201.1B	Switzerland
9	Pfizer	PFE	\$181.3B	U.S.
10	Amgen	AMGN	\$152.0B	U.S.

FIGURE 1.2 – Classement des concurrents de Novo Nordisk

4. **Activité de l'entreprise et son organisation** Novo Nordisk opère à travers deux principales divisions : les **Opérations Internationales (IO)** et la **Supply Chain Produit (PS)**, qui gèrent respectivement les activités commerciales mondiales et assurent un approvisionnement en produits de qualité à l'ensemble de leurs clients et partenaires commerciaux.

a. **La division commerciale : International Operations (IO) :**

Au cœur des opérations commerciales de Novo Nordisk se trouve cette division, responsable de la gestion des ventes, du marketing, du stockage, de la logistique et de la distribution des produits aux clients. Elle supervise la stratégie commerciale globale de l'entreprise, la gestion des filiales et l'expansion de la présence de Novo Nordisk sur de nouveaux marchés.

b. **La division de production : Product Supply (PS)**

Product Supply est la branche de Novo Nordisk qui gère l'intégralité du processus d'un produit, de son développement à sa mise sur le marché. Cela comprend l'approvisionnement en matières premières, la production, ainsi que la supervision de la qualité et de la conformité aux normes réglementaires des produits commercialisés et de ceux en phase III de développement.



FIGURE 1.3 – Activité de la division Product Supply

La division Product Supply de Novo Nordisk dispose d'un réseau mondial organisé en plusieurs subdivisions spécialisées :

- Product Supply Active Pharmaceutical Ingredients (PS API)
- Product Supply Injectable Finished Products (PS IFP)
- Product Supply Biotech et Rare Disease (PS BRD)

- Product Supply Emerging Technologies (PS ET)
- Product Supply Contract Manufacturing et Sourcing, Devices et Sustainability (PS CSDS)

Product Supply Contract Manufacturing et Sourcing, Devices et Sustainability (PS CSDS) :

Cette division est engagée dans la production locale de produits finis pour le diabète et l'obésité, en se fournissant en matières premières et composants auprès de sites de production stratégiques définis au préalable. Elle comprend à son tour les subdivisions suivantes :

- PS CSDS Business Support et CSDS HR Business Partnering
- Device Manufacturing Development (DMD)
- Device Manufacturing et Sourcing (DMS)
- Global Contract Manufacturing (GCM)
- **Local Manufacturing (LM)**

Local Manufacturing

Son objectif est de produire les produits de Novo Nordisk spécifiquement pour les marchés locaux. Ses activités se concentrent sur la production des produits du diabète et de l'obésité. En Algérie, il existe deux sites de production : le site de Tizi Ouzou, qui produit un générique du Glucophage, et le site de Blida, spécialisé dans la fabrication des stylos d'insuline FlexPen.

1.3 Novo Nordisk Algérie

1. le diabète en Algérie

En Algérie, le diabète est devenu un enjeu majeur de santé publique, avec une fréquence croissante observée ces dernières années, cette tendance s'explique en grande partie par des changements dans les modes de vie, l'urbanisation rapide et l'adoption de régimes alimentaires moins sains. Selon certaines estimations, environ 7 à 8% de la population algérienne est atteinte de diabète[9].

Le diabète de type 2 prédomine en Algérie, constituant la grande majorité des cas diagnostiqués. Cependant, le diabète de type 1 et d'autres formes de diabète sont également présents dans la population. Les facteurs de risque du diabète en Algérie comprennent l'obésité, le manque d'activité physique, les régimes alimentaires riches en sucres et en matières grasses, ainsi que des prédispositions génétiques et des facteurs environnementaux.

Les conséquences du diabète non contrôlé peuvent être graves, avec un risque accru de maladies cardiovasculaires, de lésions rénales, de problèmes de vision, de neuropathies et d'amputations. Ces complications imposent un fardeau important au système de santé algérien, nécessitant une prise en charge adéquate et des ressources pour prévenir et traiter ces problèmes de santé.

2. Le marché pharmaceutique du diabète en Algérie

Le marché pharmaceutique du diabète en Algérie offre des opportunités de croissance significatives pour les entreprises du secteur, Ce marché comprend une gamme diversifiée de produits pharmaceutiques spécialement conçus pour les patients diabétiques. Parmi ces produits, on retrouve une variété d'insulines, d'antidiabétiques oraux, de dispositifs de surveillance de la glycémie.

La concurrence sur ce marché est intense, avec les entreprises qui rivalisent pour offrir des produits de haute qualité, innovants, à des prix compétitifs et avec une distribution efficace. La concurrence se concentre également sur les services associés, tels que l'éducation des patients, le soutien à l'observance thérapeutique. Sur le plan national, Novo Nordisk fait face à d'autres industries pharmaceutiques algériennes qui proposent également des produits destinés aux marchés du diabète tel que Saidal, Biopharm et Biocare Biotech. Ces concurrents nationaux peuvent avoir une connaissance approfondie du marché local et bénéficier d'avantages logistiques et de distribution. À l'échelle internationale, Novo Nordisk Algérie est en concurrence avec des entreprises pharmaceutiques de renommée mondiale, telles que Sanofi, Pfizer et GlaxoSmithKline, qui ont une présence significative sur le marché mondial et offrent une gamme variée de produits du diabète. En réponse à cette concurrence nationale et internationale, Novo Nordisk Algérie doit continuellement innover et adapter sa stratégie commerciale pour maintenir sa position sur le marché.

1.4 Présentation de Novo Nordisk Algérie

Novo Nordisk Algérie, filiale du groupe pharmaceutique danois Novo Nordisk, est un leader mondial dans le domaine du diabète, de l'hémophilie et des hormones de croissance. Présente en Algérie depuis 1994, Novo Nordisk possède une société de droit algérien nommée Aldaph SPA. Cette société est responsable de l'importation, de la production et de la distribution de leurs produits. Elle emploie plus de 600 personnes et détient 60% du marché du diabète en Algérie.[1].

1. Fiche d'information Novo Nordisk Algérie

Nom	ALDAPH, LMA
ville	Alger, Blida, Tizi Ouzou
Activités	Production, commercialisation et distribution de médicaments
Effectif	600
Chiffre d'affaire	122021DZD
Capital investi	58252 DZD

TABLE 1.2 – Fiche d'information Novo Nordisk Algérie[1]

2. Activités de Novo Nordisk en Algérie

Novo Nordisk Algérie opère dans plusieurs domaines :

Production : Il existe actuellement deux sites de production, le premier et le plus ancien au niveau de Tizi Ouzou "Local Manufacturing Tizi Ouzou" pour la production de comprimés (forme sèche) contre le diabète Novoformine, et le second inauguré récemment par le Ministre de l'Industrie Pharmaceutique, au niveau de Boufarik "Local Manufacturing Blida", pour la production des stylos de l'insuline FlexPen.

Distribution : Le réseau de distribution de Novo Nordisk Algérie remonte à 1936, année où la première insuline a été livrée dans le pays. Depuis lors, la société a progressé, établissant un bureau de représentation en 1992, suivi par la création d'une entité légale nommée ALDAPH (Algérie Danemark Pharmaceutiques) en 1994. Cette entité est engagée dans l'importation et la commercialisation de médicaments. Le siège social de la filiale de Novo Nordisk se trouve à Hydra, avec un entrepôt central situé dans la région d'Alger à SAHEL, ainsi que deux entrepôts régionaux à Oran et Constantine. La filiale distribue les produits de Novo Nordisk à cinq catégories de clients à partir de ces trois entrepôts.

- Les pharmacies « privées »
- Les pharmacies « étatiques » ENDIMED
- La pharmacie centrale des hôpitaux ou PCH (un seul client et point de livraison)
- Les grossistes
- Les hôpitaux (Recherches cliniques)

Activité socio-économique : Novo Nordisk Algérie joue un rôle important dans le système de santé algérien en :

- Améliorant l'accès aux médicaments : L'entreprise s'engage à rendre ses produits accessibles aux patients algériens, notamment en proposant des programmes d'aide aux patients.
- Soutenant la recherche et l'innovation : Novo Nordisk Algérie collabore avec les universités et les centres de recherche algériens pour faire avancer la recherche sur les maladies chroniques.
- Créant des emplois : L'entreprise emploie plus de 450 personnes en Algérie et contribue ainsi au développement de l'économie locale.

3. Présentation de l'entreprise

À Blida, un site de production a été mis en place, comprenant une unité dédiée à l'assemblage et au conditionnement des produits. Cette installation est spécialement adaptée pour l'assemblage de trois modèles de stylos ainsi qu'un injecteur de stylo, comme détaillé dans le tableau ci-dessous :





Description du produit	Photo du produit
Le NovoRapid Flexpen® (Insuline Asparte), insuline à action rapide.	
Le Novomix 30 Flexpen® (Insuline asparte/ Insuline asparte protamine 30/70%) : insuline mixte 30% à action rapide et 70% à action intermédiaire.	
Le Levemir Flexpen® (Insuline Detemir), insuline à action prolongée.	
Pen Injector (Liraglutide), analogue de la GLP-1, Glycagon Like Peptide, un équivalent à l'insuline.	

FIGURE 1.4 – Liste des produits Novo Nordisk Algérie

Le site de production se compose principalement d'une unité d'assemblage, de conditionnement, de contrôle qualité, d'assurance qualité, de stockage et de la direction technique et une direction Business support.

1.5 Diagnostic et Évaluation du Site de Production

La gestion efficace de la production du site constitue un pilier essentiel pour Novo Nordisk qui cherche toujours à maintenir sa compétitivité sur le marché. Cependant, malgré des efforts de planification minutieuse, il est fréquent de constater des écarts significatifs entre les prévisions de production et la réalité opérationnelle. Ces écarts peuvent être le résultat de divers facteurs, allant des problèmes opérationnels aux déficiences dans la maintenance des équipements. Dans cette partie, nous nous pencherons sur une analyse approfondie des défis rencontrés sur le plan opérationnel, ainsi que des pistes de réflexion pour l'amélioration continue de la performance industrielle. En comprenant mieux les causes sous-jacentes des écarts des plans de production, et en identifiant les principaux défis rencontrés dans la réalisation du plan de production en mettant en lumière les écarts entre les objectifs fixés et les performances réelles de la production.

1.5.1 Analyse des Écarts entre le Plan de Production Prévisionnel et Réel

Cette partie vise à fournir une analyse détaillée de l'évolution des écarts entre les quantités produites réelles et prévisionnelles pour l'année 2023. L'objectif principal est d'évaluer la performance de production de l'entreprise au fil du temps et d'identifier les tendances significatives qui ont émergé au cours de cette période. Cette analyse permettra de mettre en lumière les périodes où les écarts sont les plus prononcés, ainsi que les facteurs contributifs potentiels à ces écarts.

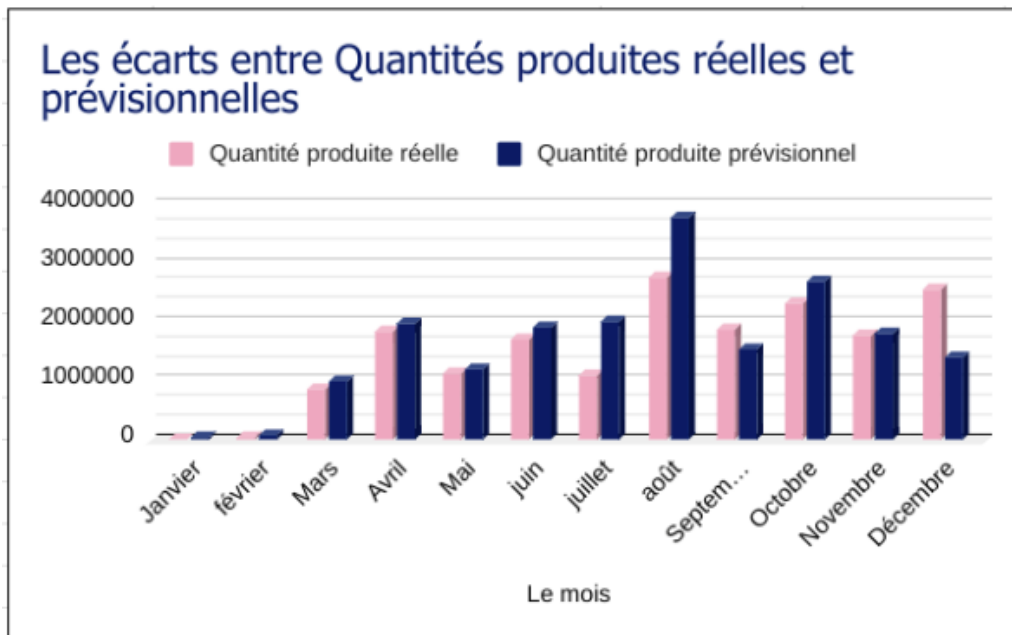


FIGURE 1.5 – Présentation des quantités réels et prévisionnels pour l'année 2023

1.5.2 Évaluation de la Capacité de Production

L'enjeu majeur de l'analyse des écarts ne réside toutefois pas dans les courbes elles-mêmes, mais dans les écarts qui les séparent. Les écarts montrent de façon claire à quel point **la situation optimale et la situation actuelle divergent**. Cet écart est appelé écart opérationnel.

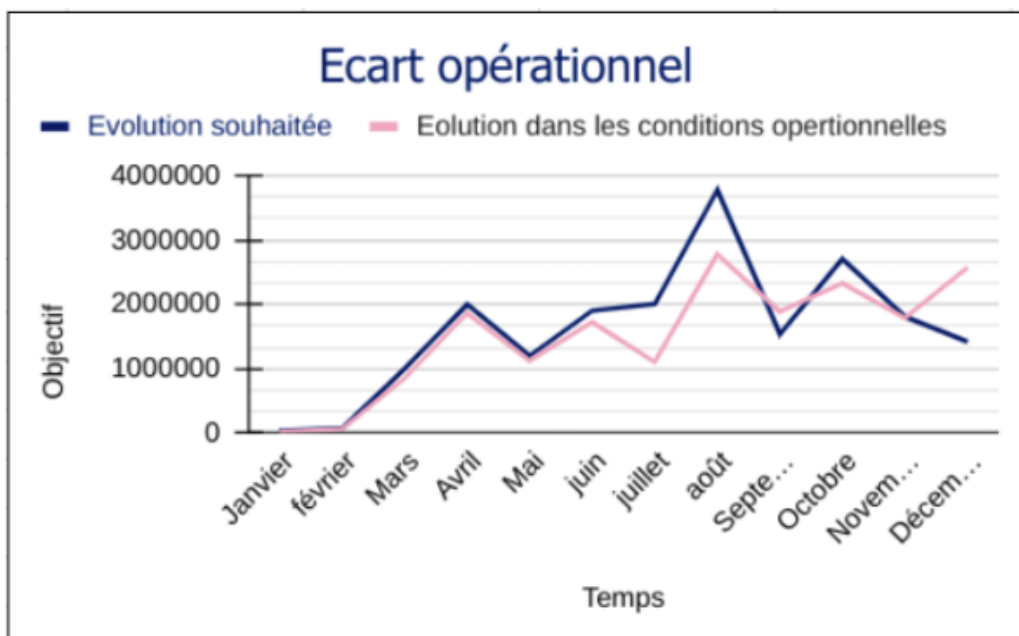


FIGURE 1.6 – Écarts opérationnels de la ligne Assembly

Le diagramme illustre les disparités entre la production réelle et la production prévue, la quantité produite réellement est généralement inférieure à celle prévue. Cette observation souligne que l'entreprise n'a pas été en mesure de respecter les objectifs fixés.

De plus, ces disparités varient : Elles ne demeurent pas constantes tout au long de l'année. Elles se manifestent de manière plus prononcée en fin d'année, tandis qu'elles sont moins marquées au début de l'année. Cette fluctuation peut être attribuée à divers facteurs, comme des difficultés de démarrage de la ligne, des problèmes de maintenance des équipements, des pénuries de matières premières ou des problèmes de logistique.

Un grand écart opérationnel indique qu'il existe des obstacles au fonctionnement optimal des opérations de la production. La liste des causes possibles est longue, depuis les défaillances techniques de l'équipement de l'entreprise jusqu'à la rupture de stocks et les pénuries de la matière premières. C'est la raison pour laquelle il est nécessaire de procéder, après l'analyse, à des études complémentaires pour préciser comment améliorer la situation actuelle.

Interprétation des Écarts :

L'analyse de l'écart opérationnel nous incite à calculer les taux d'erreur relatifs entre le volume produit prévisionnel et le réel pour chaque mois en 2023, selon la formule suivante [10] :

$$\text{Erreur relative} = \frac{\text{Quantité réelle} - \text{Quantité prévisionnelle}}{\text{Quantité prévisionnelle}} \quad (1.1)$$

le mois	Erreur relatives
Janvier	0.763
Février	0.206
Mars	0.169
Avril	0.073
Mai	0.071
Juin	0.104
Juillet	0.816
août	0.361
Septembre	0.185
Octobre	0.164
Novembre	0.009
Décembre	0.817

FIGURE 1.7 – Erreur relative par mois

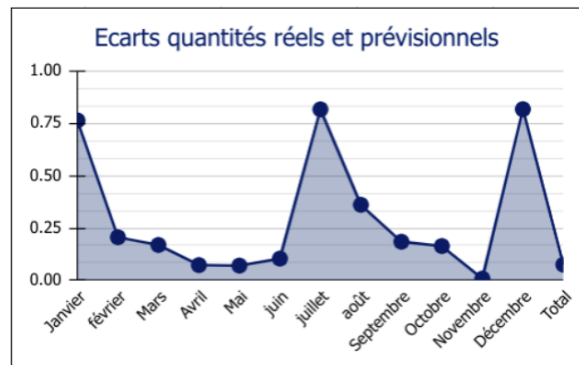


FIGURE 1.8 – Analyse des Quantités Réelles par Rapport aux Prévisions pour l'Année 2023

Les figure présentes les écarts entre les quantités réelles et prévisionnelles sur une période de 12 mois. Ces écarts fluctuent tout au long de l'année, atteignant des pics en janvier, juillet et décembre. La tendance générale est à la baisse tout au long de l'année.

Calcul de l'indicateur ERMA :

Afin de mesurer la capacité de la production à respecter son plan de production et à satisfaire les exigences de la chaîne d'approvisionnement, nous avons opté pour l'indicateur de performance ERMA "Erreur Relative Moyenne Absolue", ou MAPE "mean absolute percentage error". Cet indicateur nous permet d'évaluer la précision des prévisions de production par rapport aux

résultats réels.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (1.2)$$

où :

- \hat{y}_i est la valeur prédite pour le i -ème point de données.
- y_i est la valeur de référence.
- n est le nombre total de points de données.

L'application de la formule suivante nous a donné un ERMA de 31,14% ; ce qui signifie qu'il existe des écarts importants entre la production réelle et la production planifiée, suggérant des difficultés de production et un risque de ne pas répondre aux exigences de la chaîne d'approvisionnement

Interprétation des résultats :

Plusieurs facteurs peuvent expliquer ces variations :

- La tendance à la baisse est justifiée par les ajustements et les mises à jour du plan de production en fonction des conditions rencontrées par l'entreprise
- Le pic de janvier est attribuable aux problèmes d'approvisionnement en matière première causés par des ruptures de cartouches d'insuline.
- Le pic de juillet est provoqué par des défaillances d'équipement et des problèmes opérationnels.
- Le pic de décembre est dû à la volonté de l'entreprise de récupérer les quantités perdues en juillet et janvier.

Sur la base de cette analyse, de nouvelles pistes d'investigations peuvent être explorées dans les directions suivantes :

- Mener une analyse plus approfondie des causes des écarts, en particulier pour le pic du mois de juillet, problème opérationnel de la ligne d'Assembly.
- Sélectionner des indicateurs clés de performance opérationnelle pour évaluer l'efficacité de la ligne d'assemblage.

1.5.3 Investigation et recherche approfondie de la source des écarts

Choix du KPI : Overall Equipment Efficiency :

L'analyse précédente nous a permis d'explorer les causes fondamentales des écarts opérationnels observés en juillet. Nous concentrons désormais notre approche sur l'analyse des indicateurs de performance clés, en mettant particulièrement l'accent sur le KPI : OEE (Overall Equipment Effectiveness)[11].

Ce dernier mesure la productivité globale de la machine en tenant compte du temps perdu à cause des arrêts non planifiés, tout en englobant les pertes opérationnelles liées à la qualité, à la performance et à la disponibilité :

Disponibilité : Le rapport entre le temps pendant lequel l'équipement est disponible pour la production et la période totale de mesure.

Performance : Le rapport entre la vitesse de production réelle et la vitesse idéale inhérente à l'équipement, ce qui signifie le temps de cycle réel par rapport au temps de cycle idéal.

Qualité : Le rapport entre la quantité de bons articles et la quantité d'articles produits, cela inclut les défauts produits au démarrage et ceux produits lorsque la machine est en production stable.

La figure suivante représente l'évolution du temps de fonctionnement disponible total de la ligne d'assembly pour le mois de juillet.

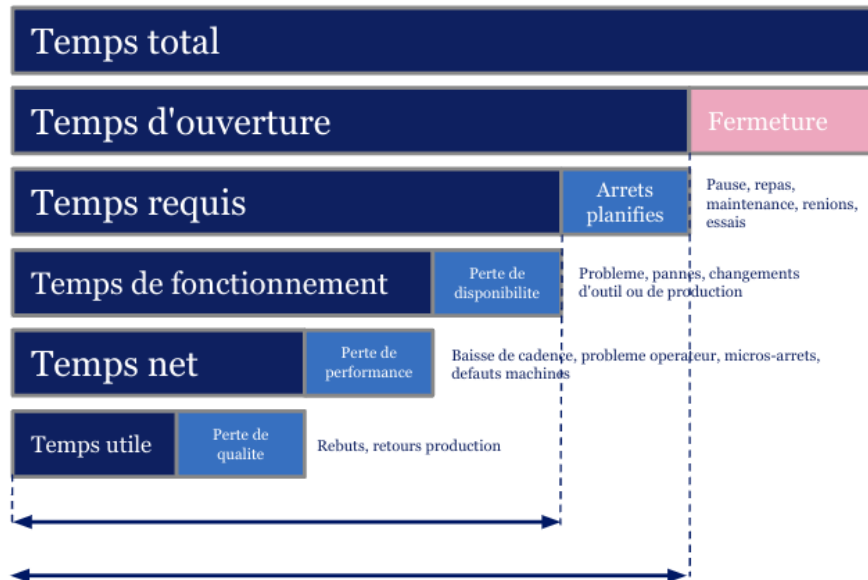


FIGURE 1.9 – Présentation des différents aspects de la performance d'un équipement

Choix de l'échantillonnage :

Les semaines 31 à 35 ont été choisies pour l'analyse en raison de leur importance en matière de production. Pendant cette période, l'activité de production était particulièrement intense, marquée par les valeurs les plus élevées de l'OEE.

Analyse et interprétation des données du OEE 1 :

L'analyse des données des OEE pour les semaines 31 à 35 révèle un problème potentiel de performance de l'équipement sur la ligne. En tête, la performance de cette dernière atteint 64,1 % de la performance globale, suivie par la disponibilité de l'équipement à 82,1 % de la disponibilité totale de la ligne. La qualité, quant à elle, est évaluée à 96,1 %, ce qui est considéré comme acceptable. Ainsi, on constate que la baisse notable du OEE atteignant une valeur de 50,7 % est principalement attribuable à la performance de l'équipement en premier lieu, puis à sa disponibilité. Cette dernière peut s'expliquer par une augmentation des temps d'arrêt de la machine et des micro-arrêts qui ont un impact négatif sur le OEE.

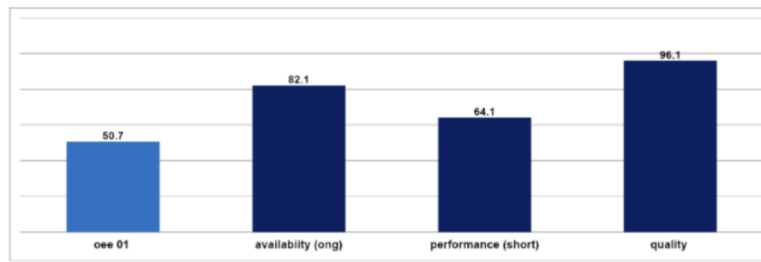


FIGURE 1.10 – Graphique des résultats des paramètres du OEE

Il devient évident que la source de ces écarts se manifeste par des pertes de la performance et de la disponibilité de la machine. Ces problèmes peuvent découler de divers facteurs, tels que des temps d'arrêt non planifiés, des défauts de qualité, des pannes fréquentes de machines, des problèmes de configuration et d'ajustement, des pertes au démarrage ou même des défauts de processus. Ces éléments contribuent à une inefficacité globale de la production, entravant ainsi la capacité de l'entreprise à atteindre ses objectifs et à maintenir des niveaux de performance optimaux.

Pour mieux cerner les raisons de ces pertes, nous avons choisi de réaliser une analyse de Pareto. Celle-ci classe les différentes causes de perte de performance de la ligne par ordre décroissant d'impact, avec l'axe des ordonnées représentant le pourcentage cumulé des pertes de performance attribuées à chaque cause.

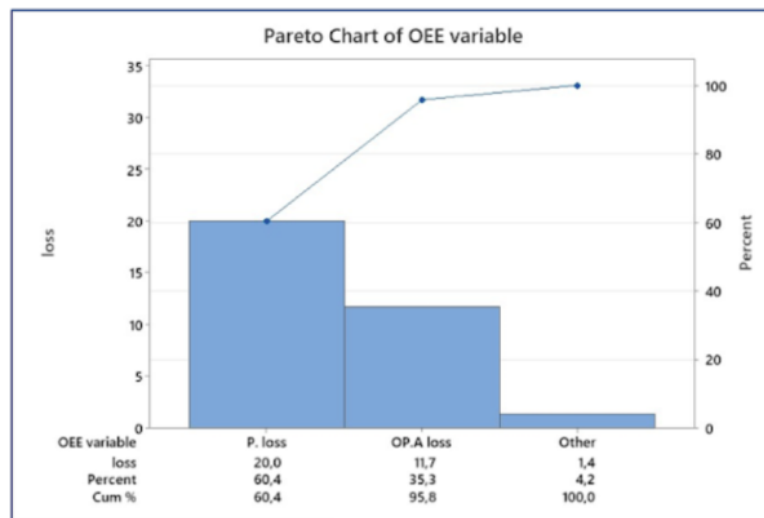


FIGURE 1.11 – Analyse pareto des causes de perte de la performance

Principales conclusions :

- Les micro-arrêts sont la principale cause de perte de performance, représentant 60,4 % des pertes totales.
- La disponibilité opérationnelle est la deuxième cause de perte de performance, représentant 35,3% des pertes totales..
- Les autres causes de perte de performance, telles que les retards d'entrée, les changements de configuration et les temps d'arrêt opérationnels, représentent ensemble 4,3% des pertes totales.

L'analyse des dysfonctionnements repérés nous a permis d'apprécier plus clairement les pistes nécessitant une amélioration, ce qui nous guide à formaliser notre problématique de l'étude par la question suivante :

"Comment instaurer un système de maintenance opérationnelle optimisé qui vise à accroître l'efficacité des interventions, à maximiser la disponibilité des machines et, par conséquent, à optimiser la performance des équipements en vue d'atteindre l'excellence opérationnelle ?"

Cette question revêt une importance cruciale, notamment en raison du nombre élevé de pannes et d'arrêts de machines, ainsi que du volume de stylos à produire prévu pour l'année. Plus nous comprenons l'impact de la performance clés sur la production et la santé globale de l'entreprise, plus il devient impératif de trouver une solution à ce problème. Ainsi, les dysfonctionnements identifiés ont des répercussions sur l'ensemble du système.

La résolution de cette problématique globale exige une approche systémique qui s'attaque aux sous-problèmes constitutifs. Répondre à cette question complexe peut nécessiter un arsenal d'outils académiques et opérationnels. En s'orientant vers la reformulation des questions suivantes :

Q1 : Comment mettre en place une stratégie de maintenance adéquate en fonction des équipements et de leurs défaillances ?

Q2 : Comment peut-on optimiser le suivi et l'analyse des performances de la maintenance afin d'identifier rapidement les équipements et les activités critiques ?

Q3 : Comment utiliser des outils d'analyse de données et de modélisation pour prévoir les pannes et la demande de maintenance future ?

1.6 Conclusion

En conclusion, ce chapitre a présenté une analyse détaillée de l'organisme d'accueil, Novo Nordisk Algérie, filiales de Novo Nordisk Monde, spécialisée dans l'importation et la distribution de médicaments. L'entreprise dessert une large clientèle, incluant les pharmacies privées et étatiques, les hôpitaux, et les grossistes.

L'étude a révélé des écarts significatifs entre les prévisions de production et la réalité, dus à des problèmes de maintenance des équipements, des pénuries de matières premières, et des interruptions logistiques. L'analyse des indicateurs de performance a mis en évidence des inefficacités liées aux micro-arrêts et à la disponibilité opérationnelle.

L'optimisation de la maintenance des équipements et l'amélioration de la gestion opérationnelle sont essentielles pour améliorer la performance globale. Le chapitre suivant se concentrera sur les concepts et théories nécessaires pour aborder ces problématiques et proposer des solutions concrètes afin d'optimiser les processus de production.

Chapitre 2

Fondement théoriques et concepts clés

2.1 Introduction

L'objectif de ce deuxième chapitre est de présenter les fondements et concepts théoriques qui soutiennent ce travail. Nous examinerons les principes fondamentaux du Lean Management et de la modélisation prévisionnelle, puis nous explorerons leur application pour optimiser la gestion de la maintenance. Ce chapitre est divisé en quatre grandes sections : Lean Management, Maintenance, Prévision et Réseaux de Neurones Artificiels.

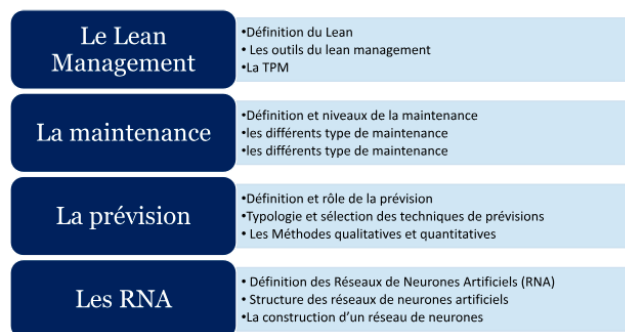


FIGURE 2.1 – Schéma récapitulatif de la démarche suivie pour le deuxième chapitre

2.2 le Lean

2.2.1 Définition du Lean

Le Lean, selon **James P. Womack** et **Daniel T. Jones** dans leur ouvrage considéré comme référence de la méthode,[12] « c'est faire plus avec moins. Utiliser le moins d'efforts, d'énergie, d'équipement, de temps, d'espace, de matériaux et de capitaux, tout en donnant aux clients exactement ce qu'ils veulent »

Le Lean est également caractérisé comme une méthode systématique visant à repérer et supprimer toutes les formes de gaspillage (c'est-à-dire les activités non productives) par le biais d'une amélioration continue, dans le but d'atteindre un niveau d'excellence opérationnelle optimal.




Activité du processus		Lean	
1	Activité à valeur ajoutée	Le client est prêt à payer	 Optimiser Améliorer
2	Activité nécessaire à non valeur ajoutée	Le client n'est pas prêt à payer	 Minimiser Réduire
3	Activité à non valeur ajoutée (Gaspillage)		 Eliminer

FIGURE 2.2 – Les activités à valeur ajoutée et à non valeur ajoutée

2.2.2 Le lean thinking

Le Lean Thinking est une philosophie qui vise à éliminer les gaspillages et les actions inutiles dans les processus de production et de prestation de services. Il repose sur cinq étapes fondamentales décrites dans l'ouvrage Lean Thinking, James P. Womack et Daniel T. Jones[12] :

1. **Spécifier la valeurs** La valeur est uniquement déterminée par le client final ; la complexité n'a de raison d'être que si elle apporte de la valeur ajoutée pour le client.
2. **Identifier la chaîne de valeur** La chaîne de valeur est toutes les actions nécessaires pour apporter un produit au client (James, et al., 2008) On peut distinguer :
 - **Les activités à valeur ajoutée (VA)** qui participent à la création de valeur et se définissent par ce que le client est prêt à payer
 - **Les activités nécessaires à non valeur ajoutée** Toute activité qui est nécessaire pour assurer le bon fonctionnement de l'entreprise alors qu'aucun gain n'est perçu par le client.
 - **Les activités à non valeur ajoutée (NVA)** Le gaspillage englobe tout ce qui excède la quantité minimale nécessaire en termes de matériel, d'équipement, d'espace et de temps pour ajouter de la valeur au produit.
3. **Favoriser l'écoulement du flux** Veiller à ce que les opérations génératrices de valeur s'enchaînent de manière ininterrompue tout au long du processus, sans subir d'attentes, de retours en arrière ou de circulation erratique.
4. **Tirer le flux** Produire selon la demande afin de répondre précisément aux besoins du client.
5. **Viser la perfection** Continuer à progresser de manière constante en recherchant de nouvelles idées d'amélioration et en consolidant les progrès réalisés.

2.2.3 L'élimination de gaspillage

Dans la composante d'amélioration continue, l'accent est mis sur l'éradication du gaspillage. Cette progression constante repose sur le principe de faire davantage avec moins de ressources. [13].

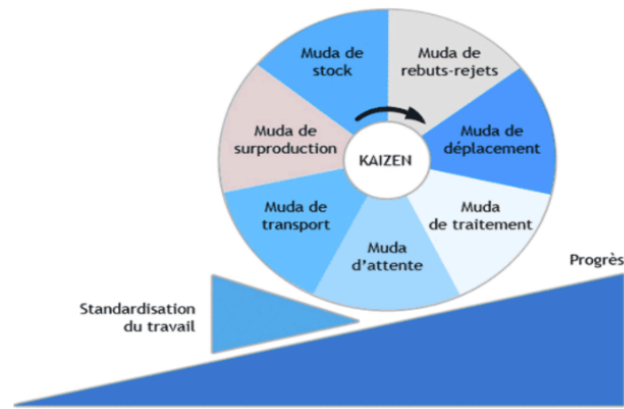


FIGURE 2.3 – Illustration de la roue du progrès par l'élimination des Mudras

- **Muri** fait référence à une surcharge et une démesure. Les situations de Muri peuvent se manifester lorsque des moyens surdimensionnés ou excessifs sont utilisés par rapport aux besoins ou aux résultats souhaités. Ce terme désigne également une surcharge physique, des difficultés et une exposition au stress mental, entraînant un gaspillage d'énergie voire de capital humain.
- **Mura** désigne l'inégalité, la non-uniformité, l'irrégularité et la variabilité. Elle se manifeste de différentes manières : différents niveaux de remplissage des bouteilles sur une ligne de production, longueurs de coupe variables, teintes de couleur incohérentes dans des lots successifs. C'est ce qui conduit à l'existence de l'un des sept types de gaspillage.
- **Muda** fait référence au gaspillage, à l'inutilité et à la futilité. Il désigne les processus ou activités qui ne contribuent pas à la création de valeur ajoutée. Ces formes de gaspillage entraînent une augmentation des coûts et rallongent les délais d'exécution des tâches. Il comprend les activités qui ne procurent aucune valeur ajoutée ni aux processus ni aux clients. Il existe sept catégories de gaspillage qui suivent l'abréviation TIMWOOD :



FIGURE 2.4 – Muda les 7 gaspillages selon le lean manufacturing

- **Transportation** le déplacement excessif du produit.
- **Inventory** les stocks de marchandises et de matières premières.
- **Motion** le mouvement excessif des équipements et des personnes.
- **Waiting** correspond aux attentes.
- **Overproduction** correspond à la surproduction.
- **Over Processing** correspond au sur-traitement.
- **Defects** ou les défauts, la non-qualité.

Dans la mise en place du lean, il n'est pas toujours évident de trouver une solution optimale. Traiter excessivement les Muda peut entraîner les Mûri. De même, l'existence de Mura peut engendrer la création de muda. Enfin, les Mûri peuvent conduire à des pannes du système ou à des manques de personnel, ce qui se traduira par une multiplication des gaspillages et des variations.

2.2.4 Les outils du lean management

Pour accroître la productivité et améliorer les performances, divers outils ont été élaborés. Chaque outil répond à des objectifs spécifiques, comme l'amélioration des performances, de la qualité ou des flux, en fonction des besoins de l'entreprise.

Il est crucial de souligner que l'application partielle de ces outils, sans une vision stratégique à long terme, ne garantit pas des résultats optimaux. Le déploiement de ces techniques doit être mené à travers un processus participatif qui permet une transformation en complète de l'entreprise, incluant sa culture, son management et ses résultats[14]. Les outils seront classés en trois parties distinctes en fonction des objectifs spécifiques de chacun : ceux axés sur l'amélioration de la productivité, ceux liés à la gestion et enfin ceux centrés sur la résolution de problèmes.

1. **Les outils de Management** Le rôle du management est crucial dans la coordination des ressources humaines et matérielles pour atteindre les objectifs de l'entreprise, en mettant l'accent sur le travail d'équipe et en valorisant le facteur humain. Avec le temps, les outils opérationnels ont évolué vers des outils qui engagent le management dans la réalisation stratégique des objectifs du Lean. Parmi ces outils on peut citer : le management visuel, la VSM et le Hoshin Kanri.
2. **Les outils de la résolution du problème** Les entreprises sont souvent confrontées à des problèmes qu'elles doivent résoudre, cependant il peut être difficile d'identifier clairement leurs causes racines, afin de proposer des solutions efficaces et prévenir la récurrence de problèmes similaires. Dans le cadre du Lean, divers outils sont disponibles pour simplifier la résolution des problèmes. Parmi ces outils on peut citer : Le Brainstorming, Les 3G, Les QQQQCCP, Les 5 Pourquoi.
3. **Les outils de productivité** La productivité se définit le rapport entre la production réalisée et les ressources utilisées pour l'obtenir. Cette production peut inclure des biens ou des services, tandis que les ressources engagées comprennent le travail, le capital technique, les capitaux investis, les matières premières, l'énergie ou le transport. On distingue souvent la productivité de la main-d'œuvre et celle des machines.

2.2.4.1 Le Diagramme Pareto

Le diagramme de Pareto est un outil qui permet de classer et d'illustrer les causes d'un problème sous forme d'histogramme, en les ordonnant selon leur fréquence ou leur risque d'apparition. Cette méthode trouve son origine au début du XXe siècle grâce à l'idée de l'italien Vilfredo Pareto. Selon le principe de la loi 20/80, cette méthode énonce que 20% des causes sont responsables de 80% des effets observés[15].

Voici les étapes à suivre pour élaborer un diagramme de Pareto :

- a. **Définition des éléments** ou les causes qui doivent être comparés, analysés et classés.
- b. **Collecte des données** liées à chaque élément ou cause.
- c. **Calcul des pourcentages** de chaque élément par rapport au total et des pourcentages cumulés.
- d. **Création du diagramme** en triant les éléments par ordre décroissant de valeur et en incluant la courbe des pourcentages cumulés, chaque élément est symbolisé par une barre dont la hauteur correspond à sa valeur respective.

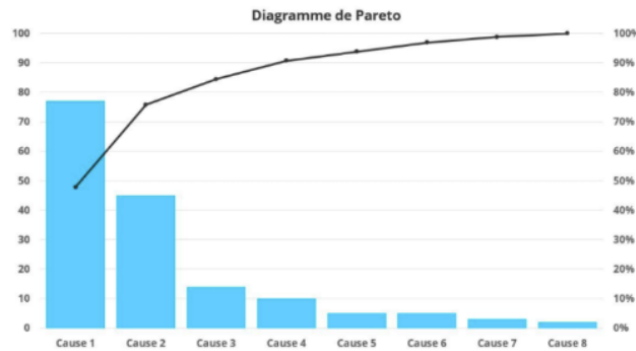


FIGURE 2.5 – Diagramme Pareto

2.2.4.2 La standardisation

Le standard est un élément clé de la démarche Lean. Il peut être défini comme la meilleure façon pour effectuer une tâche, il est considéré comme une norme de fabrication dans la réalisation de produits en série, garantissant ainsi le besoin qualité attendu. C'est un outil qui travaille sur la réduction de la variabilité des processus, les sources de perturbation, les délais et donc le coût. En Lean, le standard est élaboré en collaboration et concertation avec les opérateurs qui effectuent la tâche, afin d'exploiter les meilleures pratiques et d'assurer son application uniforme par tous les intervenants.

2.2.4.3 Kanban

Le Kanban est un outil de productivité issu du Lean Management, initialement développé dans le système de production Toyota. Il s'agit d'une méthode visuelle de gestion des flux de travail et des processus, qui utilise des cartes (ou des étiquettes) pour signaler le déroulement des tâches. En visualisant les différents flux de travail, il permet de maximiser l'efficacité en minimisant les gaspillages et de synchroniser les flux de travail[16].

Son application s'étend à divers domaines, y compris la gestion des interventions de maintenance, où il permet de suivre et de gérer efficacement les tâches de maintenance. En utilisant des cartes pour signaler et suivre chaque intervention, les équipes peuvent mieux visualiser le travail à accomplir, identifier les goulots d'étranglement, et améliorer la fluidité et la prédictibilité des processus. Cela conduit à une gestion plus efficace des ressources, à une réduction des temps d'attente et des délais, et à une augmentation de la productivité globale.

2.2.4.4 La Total Productive Maintenance(TPM)

1. Définition de la TPM

La TPM (Total Productive Maintenance) a émergé au Japon grâce aux efforts du Japan Institute of Plan Maintenance (JIPM). Il a été conçu comme un système visant à éliminer les "six grandes pertes" afin de faciliter la mise en œuvre du Juste-à-Temps. Ainsi, le TPM est une philosophie de maintenance qui cherche à éliminer les pertes de production causées par des pannes d'équipement ou de machines. L'objectif général du TPM est de maintenir l'équipement en bon état pour produire le maximum d'articles avec la qualité attendue sans arrêts non programmés[17].

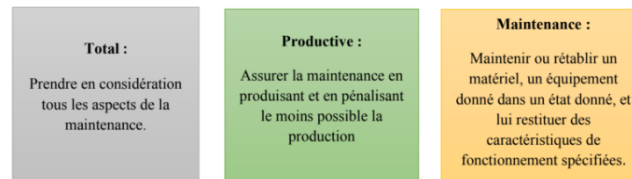


FIGURE 2.6 – La définition de la total productive maintenance

2. les objectives de la TPM

La TPM (Maintenance Productive Totale) a pour buts principal de :

- **Élimination des pannes** :en assurant la disponibilité des équipements par la prévention des pannes et des micro-arrêts.
- **Amélioration de la Fiabilité Prévention des Anomalies** :en mettant en place des mesures proactives et une surveillance continue.
- **Engagement des Employés** :Impliquer et responsabiliser l'ensemble du personnel, de la direction aux opérateurs.
- **Augmentation de la Productivité** :Réduire les temps d'arrêt, optimiser la performance des équipements, et maximiser la capacité de production.
- **Réduction des coûts** : Diminuer les dépenses liées aux pannes et à la maintenance corrective pour améliorer la rentabilité globale.

3. Les six sources de pertes

souvent associées à la TPM (Total Productive Maintenance),ils représentent les domaines où une entreprise peut rencontrer et des obstacles dans son processus de production[18] :

- **Défaillance de l'équipement** :Cela se produit lorsque les machines ne fonctionnent pas correctement en raison de pannes et qu'elles doivent être changées.
- **Configuration et ajustement** :Les temps nécessaires pour mettre en place les équipements ou les ajuster .
- **Arrêts mineurs** :Ce sont de courtes interruptions dans le processus de production qui ne sont pas liées à des pannes majeures, mais qui contribuent à une diminution de la productivité.
- **Réduction de la vitesse** :Lorsque les équipements fonctionnent à une vitesse inférieure à leur capacité maximale,à cause de problèmes techniques, à des réglages incorrects ou à d'autres facteurs .
- **Défaut de processus** : qui conduisent à des produits défectueux entraînent des rebuts, des retouches et des retards. La recherche de la cause racine de ces défauts est essentielle pour améliorer la qualité globale du processus.

- **Pertes de démarrage** : Il s'agit des pertes de temps et de matériaux qui se produisent au début du processus de production.
4. **Les huit piliers de la TPM** Le concept de TPM est basé sur 8 piliers qui permettent d'optimiser la maintenance des équipements et d'assurer un fonctionnement optimal des installations. ces piliers sont [17] :
- a. **Maintenance autonome**
 - b. **Améliorations au cas par cas**
 - c. **La maintenance planifiée**
 - d. **Qualité maintenance**
 - e. **Maîtrise de la conception des produits et équipements**
 - f. **Amélioration des compétences et du savoir-faire du personnel**
 - g. **Maîtrise de la sécurité, des conditions de travail et respect de l'environnement**
 - h. **TPM dans les services fonctionnels ou TPM dans les bureaux**

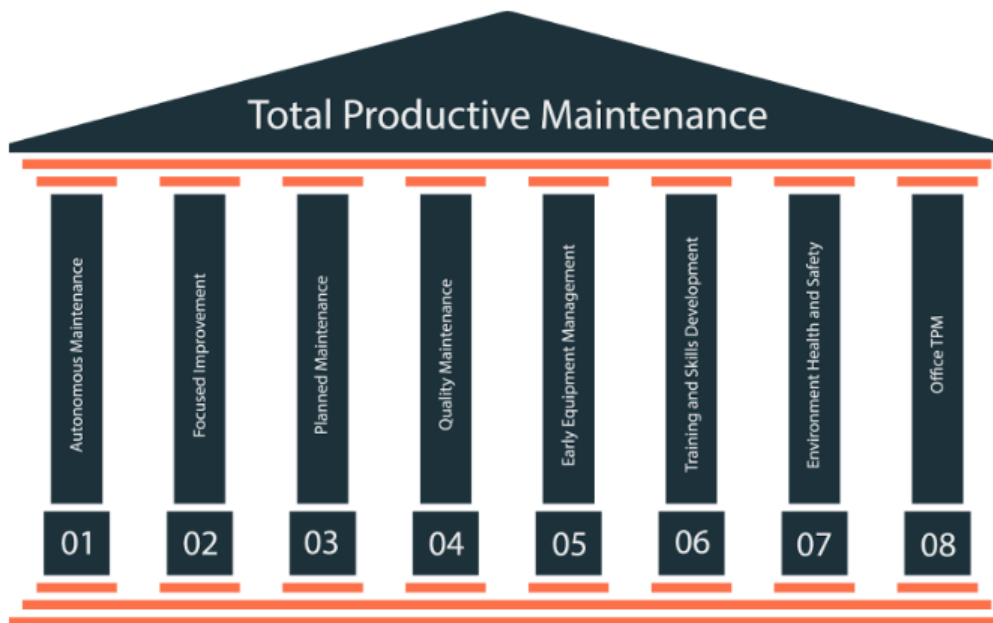


FIGURE 2.7 – La maison de la TPM

Pour mieux comprendre l'impact de la TPM, il est essentiel de définir et d'explorer les différents types de maintenance ainsi que d'acquérir des notions théoriques sur ce domaine.

2.3 La maintenance

2.3.1 Définition de la maintenance

La maintenance désigne l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un système ou un équipement dans un état spécifié, afin de garantir son bon fonctionnement ou de prolonger sa durée de vie utile. Elle englobe la prévention des pannes, la réparation, le remplacement des composants défectueux, ainsi que toutes les activités visant à assurer la disponibilité, la fiabilité, et la sécurité des biens matériels ou immatériels.[19]

Objective de la maintenance

La fonction de maintenance ne se limite pas à la réparation des pannes seulement. Son objectif réel est plutôt de prévoir et d'éviter toutes les pertes découlant de problèmes liés à des équipements ou des systèmes défectueux. Le département de maintenance est chargé d'atteindre et de maintenir les objectifs suivants :

- Réduire les interventions urgentes en minimisant les pannes.
- Obtenir un rendement maximum en assurant une meilleure disponibilité des machines.
- Avoir une meilleure optimisation du budget de fonctionnement en réduisant les dépenses.
- Satisfaire les besoins de la production en assurant une bonne qualité de service en termes d'efficacité d'intervention et de durée.

2.3.2 Les niveaux de maintenance

L'Afnor établit cinq niveaux de maintenance, chacun associé à une complexité spécifique, cela permet de définir les qualifications requises et les ressources nécessaires pour chaque niveau de maintenance[20].

niveaux	Définition	Par qui
1	actions simples nécessaires à l'exploitation du bien, elles ne nécessitent pas d'outil ou de procédure spécifique.	opérateur
2	actions simples qui nécessitent des procédures simples.	Technicien formé et/ou habilité
3	actions qui nécessitent des procédures et/ou du matériel complexes	Technicien spécialisé
4	actions qui impliquent la maîtrise d'une technique et/ou du matériel spécifique.	Technicien spécialisé avec l'encadrement d'un responsable
5	des opérations dont les procédures impliquent un savoir-faire qui fait appel à des techniques ou technologies particulières, des processus et/ou des équipements de soutien industriel	généralement réalisées par le constructeur

TABLE 2.1 – Les niveaux de maintenance

2.3.3 les différents type de maintenance

La norme NF-X 60 000 différencie deux grandes familles : la maintenance corrective et la maintenance préventive[2].

- **La maintenance corrective** : Maintenance effectuée après la détection d'une panne et destinée à restaurer un bien pour qu'il puisse remplir une fonction requise.
- **La maintenance préventive** : Il s'agit de l'ensemble des activités menées selon des critères définis à l'avance, visant à diminuer la probabilité de défaillance d'un bien ou la détérioration d'un service rendu, elle comprend :
 1. **Maintenance systématique** : Lorsque le critère est un nombre prédéterminé d'unités d'usage (heures de fonctionnement, pièces produites...).
 2. **Maintenance conditionnelle** : Lorsque ce critère est une valeur prédéterminée (un seuil) indiquant l'état de dégradation du bien ou du service.
 3. **Maintenance basée sur les risques** : Les entreprises adoptent un nouveau type d'intervention basé sur l'évaluation des risques afin de gérer les ressources disponibles et optimiser l'exécution des tâches. Cela implique l'analyse des possibilités de panne, les modes de défaillance et leurs effets sur tout le système.
- **Maintenance améliorative** : Cette forme de maintenance propose diverses actions visant à améliorer les performances du système sans altérer sa conception. Elle inclut des initiatives telles que l'optimisation de processus, l'ajustement des paramètres opérationnels, ou l'installation de nouvelles technologies pour accroître l'efficacité et la fiabilité du système.

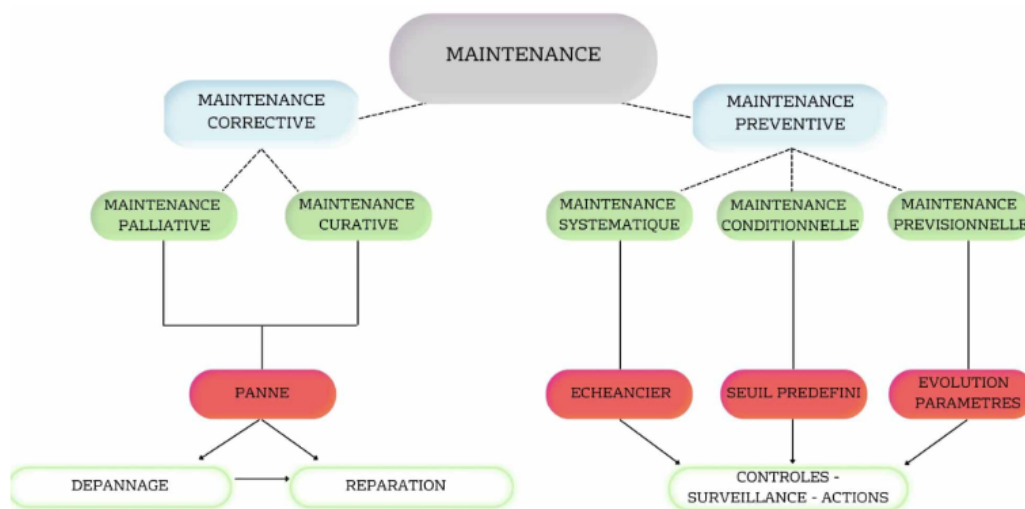


FIGURE 2.8 – Les différents types de maintenance[2]

2.3.4 Système de mesure de performance

La Mesure de la Performance de la Maintenance (MPM) est définie comme "un processus multidisciplinaire de mesure et de justification de la valeur créée par l'investissement dans la maintenance en prenant en compte les exigences des parties prenantes, vues stratégiquement dans la perspective globale de l'entreprise" (Parida, 2006)[21]. Le concept de MPM adopte le système de gestion de la performance (PM), qui est utilisé pour la gestion stratégique et quotidienne de l'organisation, la planification, le contrôle et la mise en œuvre d'améliorations, y compris la surveillance et les changements. voici quelque indicateurs de performance de la maintenance :

- **Coût total de la maintenance/coût total de production**
- **Disponibilité (A)** = (temps planifié - temps d'arrêt)/temps planifié

- **Taux de production (P)** = (temps standard/unité) x (unités produites)/temps de fonctionnement
- **Temps de fonctionnement** = temps planifié - temps d'arrêt
- **Taux de qualité (Q)** = (production totale - quantité ou nombre défectueux)/production totale
- **Efficacité de la main-d'œuvre** = temps écoulé/temps planifié

MTBF

Le MTBF (Mean Time Between Failures) représente la durée moyenne entre les pannes. Son calcul se base sur une moyenne arithmétique du temps opérationnel total et du nombre de pannes sur une période donnée. Originaire de l'aviation, il s'est étendu à diverses industries. Un MTBF élevé indique une fiabilité renforcée du système. Il aide aussi à identifier les problèmes et à suivre les performances. Le MTBF s'applique aux systèmes réparables, et pour les défaillances nécessitant un remplacement complet, on utilise le MTTF (Mean Time To Failure) qui représente le premier MTBF[22].

$$MTBF = \frac{\text{Temps total de bon fonctionnement}}{\text{Nombre de défaillances}} \quad (2.1)$$

MTTR

Le Mean Time To Repair (MTTR), représentant la durée moyenne de réparation, permet d'évaluer l'efficacité des interventions en cas d'incidents. Le MTTR débute dès la détection d'une défaillance, englobant le temps de diagnostic, de correction, de test et toutes les activités nécessaires pour rétablir le service aux usagers. Un MTTR bas peut être synonyme d'une capacité de réparation rapide, ce qui contribue à minimiser les coûts liés aux défaillances, contrairement à un MTTR élevé qui indique une interruption majeure de la production, ce qui impacte davantage les opérations de l'entreprise[22].

$$MTTR = \frac{\text{Temps total de réparations}}{\text{Nombre de réparations}} \quad (2.2)$$

2.3.5 La maintenance et la fiabilité

La fiabilité constitue le pilier fondamental de toute stratégie de maintenance efficace. Elle assure la stabilité et la prévisibilité des équipements, systèmes ou processus, réduisant ainsi les interruptions non planifiées, optimisant les performances opérationnelles et garantissant la sécurité des activités. En s'appuyant sur des données et des analyses précises, la maintenance axée sur la fiabilité permet d'anticiper les défaillances potentielles, de mettre en œuvre des actions préventives et d'accroître la disponibilité des actifs[23].

1. **Analyse de la fiabilité à partir de la méthode AMDEC** : L'AMDEC, selon l'Association française de normalisation (AFNOR), est une méthode inductive visant à effectuer une analyse approfondie et à la fois qualitative et quantitative de la fiabilité ou de la sécurité d'un système. Cette approche systématique implique l'examen méthodique des éventuelles défaillances des systèmes (analyse des modes de défaillance), ainsi que de leurs causes et des conséquences sur le fonctionnement global (effets). Une fois que les défaillances potentielles ont été hiérarchisées en fonction de l'évaluation du risque de défaillance, c'est-à-dire de leur criticité, des actions prioritaires sont déterminées et mises en œuvre pour en assurer le suivi.

2. Objectifs de l'AMDEC :

L'AMDEC est une méthode qui permet de réaliser un examen approfondi de la conception dans le but de :

- Évaluer et garantir la sûreté de fonctionnement d'un moyen de production.
- Réduire les temps d'indisponibilité après défaillance : prise en compte de la maintenabilité dès la conception, amélioration de la testabilité, aide au diagnostic, amélioration de la maintenance corrective[24].

3. La démarche pratique de l'AMDEC

- a. **Construction de l'équipe de travail** : Former un groupe de travail pluridisciplinaire composé d'experts techniques, de responsables et de parties prenantes clés. Ces membres apportent leurs connaissances et leur expérience pour collecter efficacement les données nécessaires à l'analyse.
- b. **Analyse fonctionnelle** : Cette étape vise à comprendre en profondeur le produit, le processus ou le système étudié. Les questions clés incluent :
 - Quelle est la fonction principale du produit ou du processus ?
 - Quelles sont les fonctionnalités attendues ?
 - Quelles sont les contraintes et les exigences à respecter ?
 - Quelles sont les fonctions techniques nécessaires pour atteindre ces objectifs ?

Une analyse fonctionnelle détaillée aide à établir les objectifs et les limites de l'étude, assurant ainsi que toutes les facettes critiques du système sont prises en compte.

- c. **Étude qualitative des défaillances** : Cette phase consiste à identifier, analyser et documenter toutes les défaillances potentielles qui pourraient affecter le fonctionnement du produit ou du processus. Les sous-étapes sont les suivantes :
 - Identifier les modes de défaillances : Déterminer de manière systématique comment chaque composant ou processus pourrait échouer ou fonctionner de manière non conforme.
 - Identifier les effets et les causes pour chaque mode de défaillance : Pour chaque mode de défaillance identifié, évaluer les effets sur le système global et identifier les causes sous-jacentes qui pourraient conduire à ce type de défaillance.
- d. **Étude quantitative** : Une fois les modes de défaillance identifiés et leurs impacts évalués, cette étape vise à quantifier le risque associé à chaque défaillance potentielle. Cela inclut :
 - Indice de gravité (G) : Évaluer l'impact potentiellement négatif sur le produit, le processus ou le système en cas de défaillance.
 - Indice de fréquence (F) : Déterminer la probabilité d'occurrence de chaque mode de défaillance.
 - Indice de détection (D) : Évaluer la capacité de détecter la défaillance avant qu'elle ne cause un impact majeur.

L'indice de criticité :

$$C = G \times F \times D \quad (2.3)$$

est alors calculé pour chaque mode de défaillance, permettant de hiérarchiser les risques en fonction de leur impact potentiel et de leur fréquence d'occurrence.

- e. **Hiérarchiser les défaillances** : Une fois les indices de criticité calculés, les défaillances sont classées par ordre de priorité. Cela permet de concentrer les ressources sur les risques les plus critiques et de définir des seuils d'alerte pour les actions à entreprendre en priorité.
- f. **Recherche des actions préventives/correctives** : Cette étape implique le développement de solutions pour réduire ou éliminer les risques identifiés. Les actions peuvent inclure :
- Actions préventives : Conception améliorée, maintenance proactive, formation du personnel.
 - Actions correctives : Réparations, modifications de conception, améliorations des procédures.
- Chaque action est attribuée à un responsable désigné, et une évaluation post-implémentation est réalisée pour mesurer l'efficacité des actions entreprises.
- g. **Présentation des résultats** : Les résultats de l'AMDEC sont présentés sous forme de tableaux structurés et de rapports détaillés, fournissant une vue d'ensemble claire des risques identifiés, des actions recommandées et des priorités établies. Ces informations sont cruciales pour la prise de décision stratégique et pour l'amélioration continue des processus et des produits.
4. **Utilisation des cartes de contrôle** : Les cartes de contrôle sont des outils essentiels pour surveiller et améliorer les processus de manière continue. Elles permettent de suivre la performance des processus en temps réel et de détecter toute variation qui pourrait indiquer un problème.

Les cartes de contrôle fonctionnent en collectant des données sur un processus à intervalles réguliers et en les traçant sur un graphique par rapport à des limites de contrôle prédéfinies. Ces limites de contrôle, généralement fixées à ± 3 écarts-types de la moyenne du processus, permettent de distinguer les variations normales (aléatoires) des variations anormales (non aléatoires)[25].

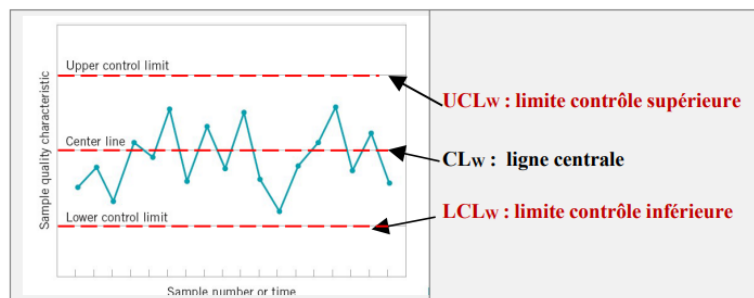


FIGURE 2.9 – Présentation d'une carte de contrôle

2.4 La Prévision

Dans le domaine de la maintenance préventive, la modélisation prévisionnelle s'impose comme un pilier incontournable, grâce à l'application de techniques statistiques et d'apprentissage automatique, elle offre la possibilité d'analyser les données historiques des défaillances et d'anticiper les pannes à venir.

La prévision permet non seulement d'éviter les arrêts non anticipés, mais aussi de mettre en œuvre des stratégies de maintenance plus efficaces, en anticipant les défaillances potentielles

et les périodes de maintenance nécessaires, les équipes peuvent planifier les interventions de manière proactive, minimisant ainsi les temps d'arrêt non planifiés et optimisant la disponibilité des équipements, ce qui permet d'optimiser les interventions tout en maximisant l'efficacité des ressources.

2.4.1 Définition et rôle de la prévision

De nombreuses définitions existent pour cerner le concept de prévision. Selon Leveille Estivage (2009), elle se résume à la capacité d'estimer la demande future pour les biens et services qu'une entreprise propose. Deux approches principales s'offrent à l'entreprise pour établir cette estimation :

- **Approche qualitative** : Elle s'appuie sur l'expertise et le jugement des acteurs de l'entreprise, l'analyse de tendances passées et l'observation du marché.
- **Approche quantitative** : Elle repose sur des données historiques, des modèles statistiques et des techniques d'apprentissage automatique pour générer des prévisions plus précises.

Dans certains cas, une combinaison des deux approches est privilégiée afin de tirer parti des avantages de chacune. Quelle que soit la méthode employée, l'objectif principal de la prévision demeure le même : **Anticiper la demande future** avec le plus de précision possible afin de permettre à l'entreprise de prendre des décisions stratégiques éclairées.

2.4.2 L'horizon de prévision

L'horizon de prévision est la période de temps sur laquelle une entreprise souhaite faire des projections. Il s'agit d'un élément crucial dans la réalisation de prévisions car il permet de définir la portée et le niveau de détail des analyses. En d'autres termes, il détermine combien loin dans le futur l'entreprise souhaite regarder.[26]Trois types d'horizon de prévision se distinguent :

- **Court terme (moins de 6 mois)** : Ces prévisions servent à planifier les opérations immédiates, comme la production et les besoins en ressources pour les prochains jours ou semaines.
- **Moyen terme (1 an)** : Elles sont nécessaires pour définir les activités tactiques, comme les budgets annuels, les plans de production et la planification de la capacité de production.
- **Long terme (plus d'un an)** : Ces prévisions servent à la planification stratégique et orientent les décisions d'investissement ou de désinvestissement dans les unités de production ou les équipements. Elles sont également cruciales pour le lancement de nouveaux produits et l'entrée sur de nouveaux marchés.

Choisir le bon horizon de prévision est essentiel pour la réussite d'une entreprise. Un horizon trop court peut limiter la visibilité et la capacité de planification stratégique, tandis qu'un horizon trop long peut rendre les prévisions moins fiables en raison de l'incertitude croissante à mesure que l'on s'éloigne du présent.

2.4.3 Typologie et sélection des techniques de prévisions

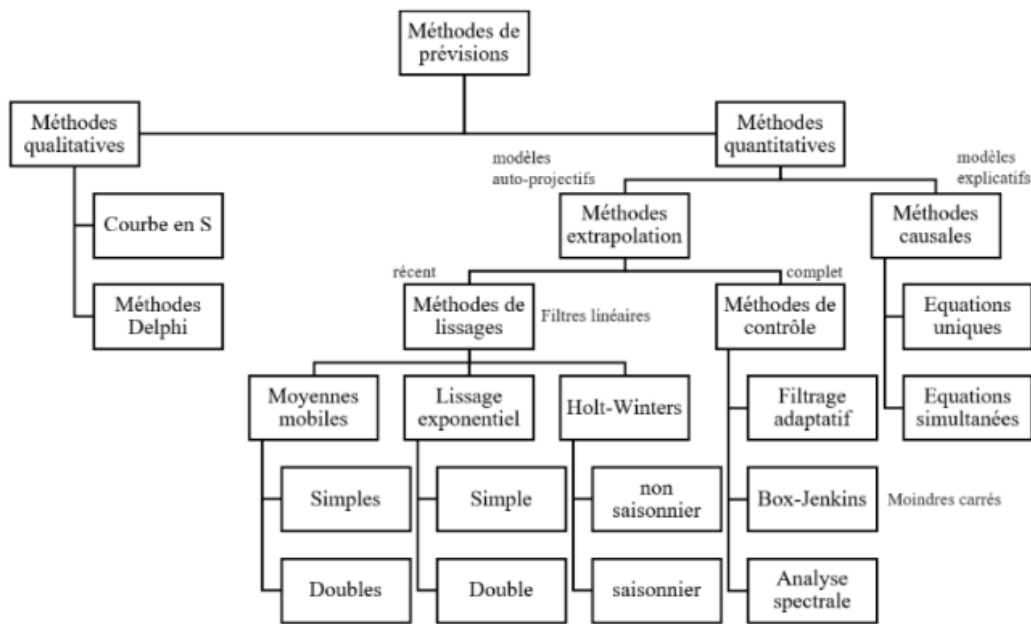


FIGURE 2.10 – Les techniques de prévisions [3]

2.4.3.1 Les Méthodes qualitatives

Les méthodes de prévision qualitative, appelées méthodes subjectives, se basent sur des données subjectives d'experts et de dirigeants, sans recourir à des données numériques ou à des bases statistiques et mathématiques. La fiabilité de ces prévisions dépend de l'expertise de ces intervenants. Voici quelques-unes des méthodes les plus utilisées :

- **La méthode Delphi** : Elle implique de poser une série de questions à un groupe permanent d'experts à plusieurs reprises.
- **Suivi des leaders** : Ce processus consiste à élaborer une prévision en observant les stratégies des leaders ou des décideurs (qu'ils soient individus, organisations ou gouvernements).
- **Étude de marché** : Ensemble de techniques telles que les sondages et les entretiens visant à analyser les enquêtes auprès des consommateurs et à valider chaque choix exprimé.

Bien que les méthodes qualitatives puissent prendre en compte des données non quantifiables et générer des résultats avec peu de données, leur mise en œuvre peut être longue et coûteuse. Par conséquent, elles ne sont généralement pas recommandées en dehors des situations d'introduction d'un nouveau produit ou de pénétration sur un nouveau marché, où l'avis des experts ou des consommateurs est essentiel.

2.4.3.2 Les méthodes quantitatives (extrapolation) :

Les méthodes quantitatives s'appuient sur l'analyse statistique du comportement et de l'évolution des données historiques, connues sous le nom de séries temporelles. Elles visent à déterminer une relation de cause à effet entre certaines variables explicatives, appelées exogènes, pour expliquer une variable à prédire, appelée endogène. Les méthodes quantitatives de prévision peuvent être classées en deux grandes catégories :

Méthodes causales

Ces approches permettent d'établir les liens de causalité à travers une théorie économique. Elles impliquent le développement de modèles de régression à partir des séries chronologiques desdites variables afin de prédire le comportement de la variable endogène en fonction de l'évolution des variables exogènes. Cependant, en raison de la complexité de ces méthodes, notamment en ce qui concerne l'identification des variables explicatives, elles sont généralement difficiles à mettre en œuvre et nécessitent davantage de temps et d'énergie par rapport à d'autres approches. Son modèle est du type :

$$y_t = f(x_{1t}, x_{2t}, x_{3t}, \dots, x_{kt}) + u_t \quad (2.4)$$

Où y_t est la variable endogène, x_{kt} est la variable exogène, et u_t la variable d'erreur.

Les méthodes Auto-Projectives (Série chronologique)

Les méthodes auto-projectives, contrairement à la modélisation causale qui repose sur l'observation de variables explicatives et sur des théories économiques, se fondent presque exclusivement sur des données historiques. Leur concept de base consiste à filtrer la série Y_t à l'aide d'outils mathématiques et statistiques pour prédire les valeurs futures y_{t+h} . Il s'agit en effet de prédire la valeur de l'endogène Y à partir de sa série chronologique uniquement, d'où la qualification d'auto-projection. Chaque série temporelle possède ses propres composantes, telles que :

$$Y_t = S(t) + B(t) + U(t) \quad (2.5)$$

Où :

- $S(t)$: composante de saisonnalité.
- $B(t)$: composante de tendance.
- $U(t)$: composante aléatoire.

La tendance représente l'évolution au fil du temps, indépendamment de la saisonnalité, et est caractérisée par une fonction qui reflète le comportement à long terme des données. La composante saisonnalité capture les variations périodiques qui se produisent au fil du temps. Les étapes principales de cette méthode sont résumées dans la Figure :

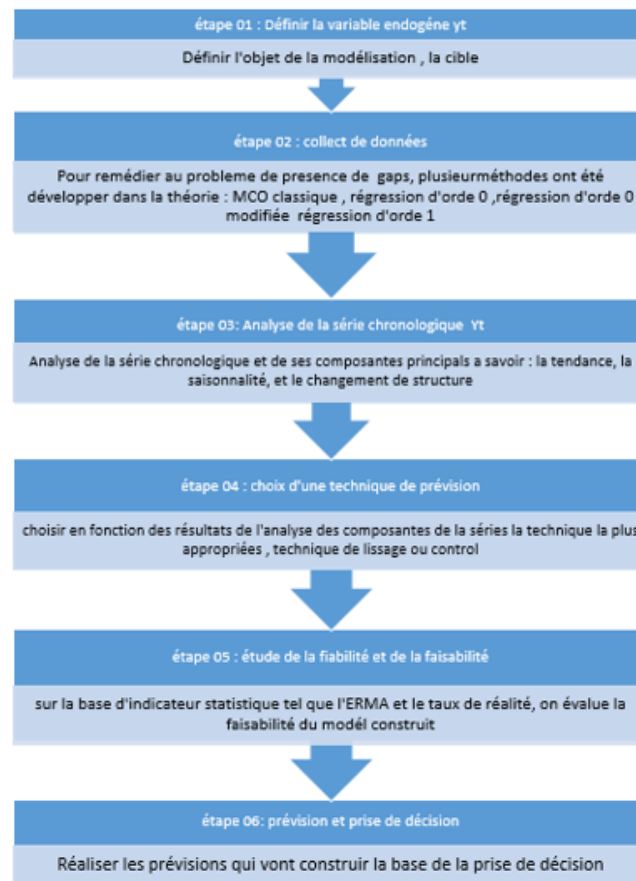


FIGURE 2.11 – Les étapes de la méthode Auto-Projective

Les méthodes auto-projectives se séparent en deux parties : les techniques du lissage et les techniques de contrôle.

Les techniques du lissage

Les méthodes de lissage sont des techniques statistiques utilisées pour établir des prévisions à court terme en distinguant les fluctuations de la tendance de base des données. Elles permettent de filtrer les valeurs historiques pour éliminer ces variations et obtenir une vision plus claire de la tendance sous-jacente. Deux types principaux de méthodes de lissage existent :

- **Les moyennes mobiles** : Cette méthode consiste à calculer la moyenne d'un nombre défini de valeurs passées de la série temporelle. Ce nombre détermine le nombre de périodes précédentes à prendre en compte pour la prévision. La moyenne mobile est simple à implémenter et efficace pour les séries temporelles stables, sans saisonnalité ni tendance marquée.
- **Le lissage exponentiel** : Cette méthode pondère les données passées en fonction de leur ancienneté, accordant plus d'importance aux données récentes et moins d'importance aux données plus anciennes. Cela permet de lisser les fluctuations aléatoires et de mettre en évidence la tendance sous-jacente. Le lissage exponentiel est particulièrement adapté aux séries temporelles avec une tendance claire et/ou une saisonnalité. trois types principaux de lissage exponentiel existent :
 - o Lissage exponentiel simple (LES) : Ce modèle est utilisé pour les séries temporelles sans saisonnalité ni tendance. Il attribue un poids décroissant aux données passées en fonction de leur ancienneté.
 - o Lissage exponentiel double (LED) : Cette technique consiste à effectuer un lissage supplémentaire sur la série déjà lissée par le LES. Cela permet de prendre en compte

la tendance de la série chronologique.

- Lissage exponentiel triple (Holt-Winters) : Cette méthode permet de prendre en compte à la fois la tendance et la saisonnalité dans la série chronologique. Elle est plus complexe que les modèles précédents, mais elle offre une meilleure précision pour les séries temporelles avec des variations saisonnières.

Le choix de la méthode de lissage la plus appropriée dépend de la nature de la série temporelle et des objectifs de la prévision. Il est important de tester différentes méthodes et de comparer leurs résultats avant de choisir la méthode la plus adaptée.

Méthode de box et Jenkins

s'adressent spécifiquement aux séries chronologiques perturbées et plus complexes. La méthode intègre l'utilisation de tests statistiques rigoureux et d'indicateurs de performance pour déterminer le modèle de type ARMA le plus adapté, capable de reproduire au mieux le comportement d'une série temporelle stochastique[27]. La méthodologie de Box-Jenkins comporte quatre étapes :

1. Identification du modèle
2. Estimation des paramètres du modèle
3. Validation et choix du modèle.
4. Prévision.

Avant d'entrer dans les détails de la méthode, il est important de définir quelques principes fondamentaux :

1. **Concept de stationnarité** : Une série x_t pour $t = 1, \dots, T$ est dite stationnaire si :
 - $\mathbb{E}(y_t) = \mu \quad \forall t$ (constante indépendante du temps),
 - $\text{Var}(y_t) = \sigma^2 < \infty$ (constante indépendante du temps),
 - $\text{Cov}(y_t, y_{t-k}) = \mathbb{E}[(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu)] = \gamma_k$.

Ceci implique qu'une série stationnaire ne représente ni tendance, ni saisonnalité. Dans le cas contraire, la série est non stationnaire et est soit de type DS ou de type TS.

Remarque : la série ϵ_t telle que $\mathbb{E}(\epsilon_t) = 0$ et $\text{Var}(\epsilon_t) = \sigma^2$ est donc une série stationnaire, et est appelée bruit blanc.

2. **Test de Dickey-Fuller simple et augmenté** : Le test de Dickey-Fuller (DF) est un outil statistique utilisé pour déterminer si une série temporelle est stationnaire ou non. Une série temporelle stationnaire est une série dont les propriétés statistiques, telles que la moyenne et la variance, ne changent pas au fil du temps. Si une série temporelle n'est pas stationnaire, elle peut être rendue stationnaire en la différenciant une ou plusieurs fois. deux types de processus sont distingués :

- **Processus TS (Trend Stationary)** : est un type de série temporelle qui présente une tendance déterministe, c'est-à-dire que sa moyenne évolue de manière prévisible au fil du temps. Cette tendance peut être linéaire, non linéaire ou même exponentielle. il s'écrit de la façon suivante :

$$y_t = \alpha + \beta t + \epsilon_t \quad (2.6)$$

- **Processus DS (Differency Stationary)** : Aussi connu sous le nom de marche aléatoire, ce processus présente une non-stationnarité de type stochastique et peut être exprimé comme suit :

$$y_t = y_{t-1} + \beta + \sum_{i=1}^t \epsilon_i \quad (2.7)$$

avec $\epsilon_t \sim \text{idd}(0, \sigma_\epsilon^2)$ et β est une constante. Deux cas sont alors à considérer :

- $\beta \neq 0$: Le processus DS est dit avec dérive, ici la non stationnarité est alors causée par $y_t = y_{t-1} + \beta$ implique que $E(y_t)$ dépend du temps.
- $\beta = 0$: Le processus DS est dit sans dérive. Dans ce cas, la non stationnarité vient de la variance de y_t , $V(y_t) = \sum_{i=1}^t V(\epsilon_i) = t\sigma_\epsilon^2$, ce qui implique que si $t \rightarrow \infty$, alors $V(y_t) \rightarrow \infty$.

Pour stationnariser un DS avec ou sans dérive, on doit le passer en différence première

$$\begin{cases} y_t - y_{t-1} = \beta + \epsilon_t & \text{(cas avec dérive)} \\ y_t - y_{t-1} = \epsilon_t & \text{(cas sans dérive)} \end{cases} \quad (2.8)$$

Une série est dite intégrée d'ordre d (notée $y_t \sim I(d)$) s'il convient de la différencier d fois afin qu'elle soit stationnaire.

- **Test de Dickey-Fuller simple : test de racine unitaire** Dans ce cas de figure, l'erreur de la série ϵ_t suit une loi normale. Les modèles servant de base à la construction de ces tests sont au nombre de trois :

$$(1) \quad y_t = \phi y_{t-1} + \epsilon_t \quad \text{Modèle autorégressif d'ordre 1} \quad (2.9)$$

$$(2) \quad y_t = \phi y_{t-1} + c + \epsilon_t \quad \text{Modèle autorégressif d'ordre 1 avec constante} \quad (2.10)$$

$$(3) \quad y_t = \phi y_{t-1} + c + bt + \epsilon_t \quad \text{Modèle autorégressif d'ordre 1 avec constante et tendance} \quad (2.11)$$

Avec ϵ_t est a bruit blanc.

Les hypothèses du test sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : \phi_1 = 1 & \text{la série est non stationnaire} \Leftrightarrow \text{existence d'une racine unitaire} \\ H_1 : \phi_1 < 1 & \text{la série est stationnaire} \Leftrightarrow \text{absence de la racine unitaire} \end{cases} \quad (2.12)$$

Sous H_0 vraie, la statistique de test pour l'estimateur $\hat{\Phi}_1$ est donnée par :

$$t_{\hat{\Phi}_1} = \frac{\hat{\Phi}_1 - 1}{\hat{\sigma}_1} \quad (2.13)$$

après estimation de $t_{\hat{\Phi}_1}$ Le choix du modèle se fait selon les règles de décision qui suivent :

Si

- $t_{\hat{\Phi}_1} > t_{DF}$ où t_{DF} désigne la valeur critique donnée par la table de DF \Leftrightarrow On accepte H_1 , le coefficient de la variable explicative est significativement différent de 0.
- Si b est significativement différent de 0, on retient le modèle [3], et le test s'arrête là, sinon on passe au modèle [2] afin de tester c , si c est significativement différent de 0 le modèle [2] est retenu, sinon on passe au modèle [1].

- **Test de Dickey Fuller augmenté** : Ce test est similaire au précédent sauf qu'il ne suppose pas que l'erreur est à Bruit Blanc, et ses hypothèses s'écrivent comme suit :
 H_0 : processus non stationnaire, comprend l'une de ces formes de non stationnarité :

$$(4) \quad \Delta y_t = \rho y_{t-1} - \sum_{k=2}^p \phi_k \Delta y_{t-k+1} + \mu_t \quad (2.14)$$

$$(5) \quad \Delta y_t = \rho y_{t-1} - \sum_{k=2}^p \phi_k \Delta y_{t-k+1} + C + \mu_t \quad (2.15)$$

$$(6) \quad \Delta y_t = \rho y_{t-1} - \sum_{k=2}^p \phi_k \Delta y_{t-k+1} + b_t + C + \mu_t \quad (2.16)$$

Avec ρ le nombre de retard, et $\mu_t \sim \text{idd}(0, \sigma_\epsilon^2)$.

Ce schéma est un récapitulatif de l'ensemble des étapes à suivre lors du test de racine unitaire de Dickey Fuller.

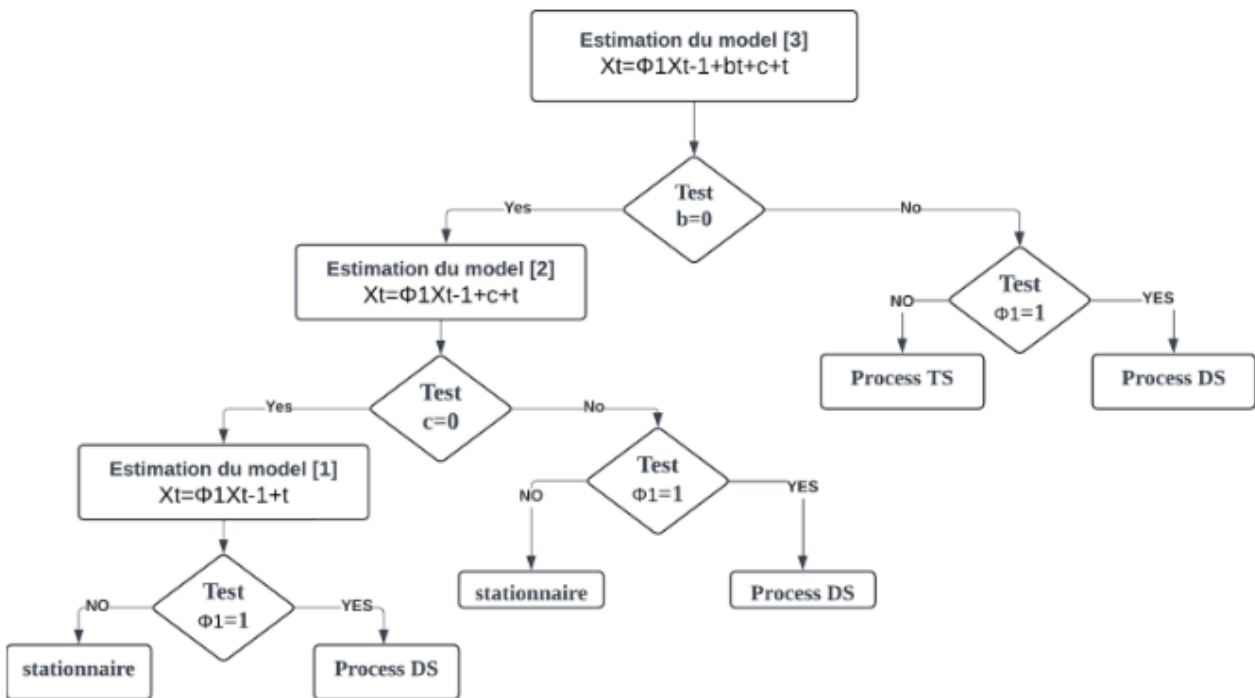


FIGURE 2.12 – Les étapes du test de Dickey Fuller

3. **Typologie des modèles AR, MA et ARMA** : [27] Les modèles AR (AutoRegressive), MA (Moving Average) et ARMA (AutoRegressive Moving Average) sont plus adaptés aux séries temporelles qui sont stationnaires en tendance et corrigées des variations saisonnières.

- **Modèle AR (Autoregressive : Autorégressif)** Dans le processus autorégressif d'ordre p, l'observation est générée par une moyenne pondérée des observations passées jusqu'à la p ième période, il s'écrit sous la formule suivante

$$AR(p) : x_t = \theta_1 x_{t-1} + \theta_2 x_{t-2} + \dots + \theta_p x_{t-p} + \epsilon_t \quad (2.17)$$

où $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ sont des paramètres à estimer qui peuvent être positifs ou négatifs, et ϵ_t est un terme d'erreur Gaussien.

- **Modèle MA (Moving Average : Moyenne Mobile)** Dans le processus de moyenne mobile d'ordre q , chaque observation x_t est générée par une moyenne pondérée d'aléas jusqu'à la q -ième période, il s'écrit sous la formule suivante

$$MA(q) : x_t = \epsilon_t - \alpha_1 \epsilon_{t-1} - \alpha_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \alpha_q \epsilon_{t-q} \quad (2.18)$$

où $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ sont des paramètres à estimer qui peuvent être positifs ou négatifs, et ϵ_t est un terme d'erreur Gaussien.

Dans ce processus, tout comme le modèle autorégressif AR, les aléas sont supposés être engendrés par un processus de type bruit blanc.

- **Modèle ARMA (mélange de processus AR et MA)** Les modèles ARMA sont donc représentatifs d'un processus généré par une combinaison des valeurs passées et des erreurs passées. Ils sont définis par l'équation

$$ARMA(p, q) : (1 - \theta_1 D - \theta_2 D^2 - \dots - \theta_p D^p) x_t = (1 - \alpha_1 D - \alpha_2 D^2 - \dots - \alpha_q D^q) \epsilon_t \quad (2.19)$$

4. **La méthodologie de Box et Jenkins** La méthodologie de Box-Jenkins est une approche systématique pour étudier et modéliser les séries chronologiques, dans le but de déterminer le modèle ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) le plus approprié pour représenter le phénomène étudié. Voici les étapes typiques de la procédure de prévision par Box-Jenkins :

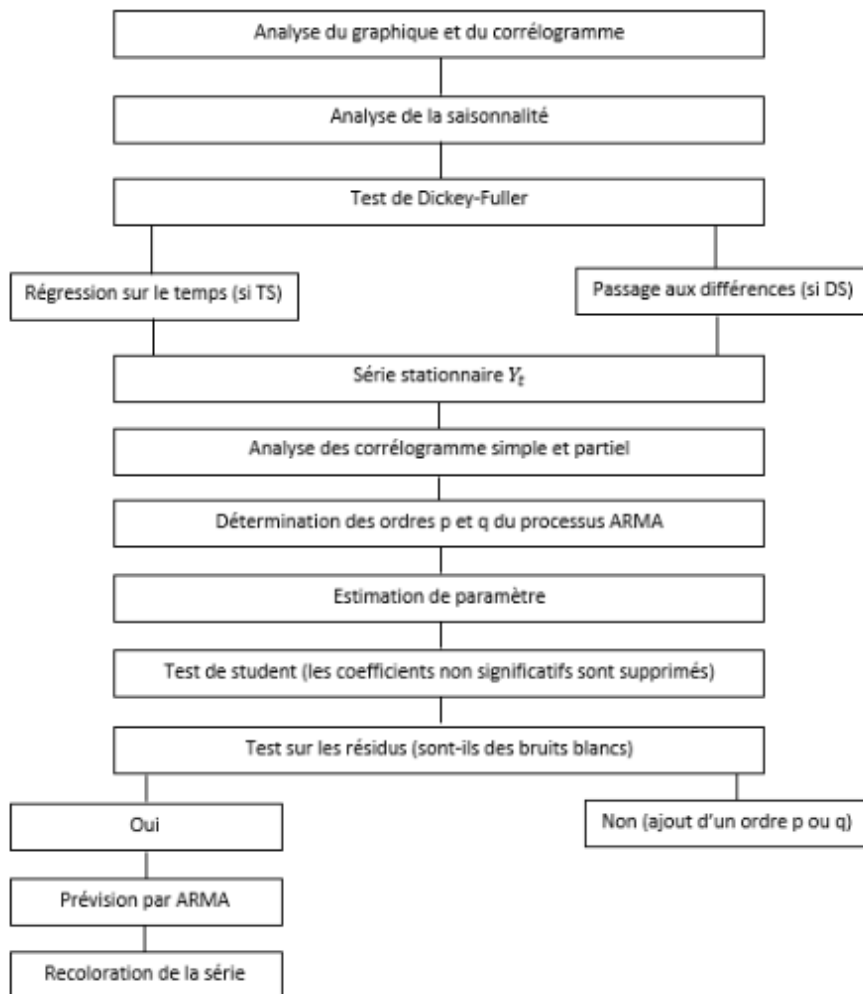


FIGURE 2.13 – Les étapes de la méthodologie de control de Box et Jenkins

5. **Indicateurs de qualité des prévisions :** Effectuer des prévisions comporte toujours un risque d'erreur. Par conséquent, il est essentiel de remettre en question en permanence la fiabilité des modèles utilisés et des prévisions qui en découlent. Pour évaluer cette fiabilité, il existe plusieurs méthodes de mesure du niveau d'erreur. En voici quelques-unes :

- **Erreur brute de prévision (Et) :**

$$E_t = F_t - D_t \quad (2.20)$$

où F_t est la prévision pour la période t et D_t est la réalisation pour la période t .

- **La somme des carrés des résidus (MSE, pour Mean Squared Error) :** représente la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre les valeurs prévues par un modèle et les observations réelles. Elle quantifie la dispersion des résidus autour de la ligne de régression ou des valeurs prédites. Voici la formule du MSE :

$$MSE_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t^2 \quad (2.21)$$

- **L'erreur absolue moyenne (MAD, pour Mean Absolute Deviation)** est une mesure de dispersion qui quantifie la moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts entre les valeurs prévues par un modèle et les observations réelles. Contrairement à la somme des carrés des résidus (MSE), qui pénalise davantage les grosses erreurs en élevant les écarts au carré, le MAD considère uniquement la magnitude des écarts sans prendre en compte leur direction. Voici la formule du MAD

$$MAD_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |E_t| \quad (2.22)$$

- **L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE Mean Absolute Percentage Error)** quantifie la moyenne des écarts en pourcentage entre les valeurs prédites et les valeurs observées. Elle est particulièrement pertinente dans les cas où il existe une forte saisonnalité avec de grandes variations de la demande, car elle permet d'évaluer la précision des prévisions tout en tenant compte de l'ampleur des variations.

$$MAPE_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{E_t}{D_t} \right| \times 100 \quad (2.23)$$

6. **Les cinq (05) visions du futur :** Les méthodes de prévision précédemment abordées reposent sur l'existence de bases de données contenant des séries chronologiques. Cependant, ces données ne sont pas toujours disponibles au niveau des entités économiques, C'est pourquoi d'autres types de modèles, appelés modèles conceptuels purs ou hybrides, ont été développés pour répondre à ce défi. Dans ces approches, la démarche de prévision est structurée différemment, comme illustré dans la figure ci-dessous :

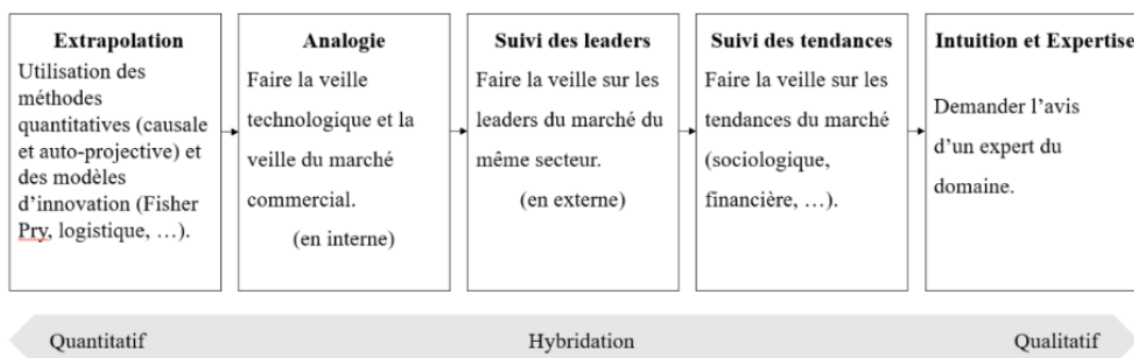


FIGURE 2.14 – Les cinq visions du futur

Les méthodes classiques présentent des limites face aux situations très perturbées. Dans ce cas, ni les méthodes qualitatives ni quantitatives ne donnent de résultats fiables, d'où la nécessité d'application des outils d'intelligence artificielle.

2.5 Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

2.5.1 Définition des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles informatiques inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ces systèmes sont composés de multiples couches de neurones artificiels interconnectés, qui collaborent pour traiter et transmettre des informations. Ils sont organisés en couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Chaque neurone reçoit des signaux, les traite à l'aide de fonctions mathématiques, et transmet les résultats aux neurones des couches suivantes[28].

Les RNA sont utilisés pour des tâches complexes telles que la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel, et la prédiction de données, et à extraire des connaissances générales à partir de grandes quantités de données.

2.5.2 Inspiration Biologique

Fascinés par la complexité du cerveau humain, les chercheurs en informatique ont entrepris de reproduire son architecture et ses principes de fonctionnement pour créer des machines capables de réaliser des tâches similaires. Ainsi sont nés les réseaux de neurones artificiels (RNA)[29]. Pour concevoir les RNA, la première étape a été d'étudier en détail le fonctionnement des neurones biologiques. Les scientifiques ont analysé leur structure, leurs connexions, ainsi que la manière dont ils transmettent et traitent les informations. Ils ont découvert que les neurones communiquent par des impulsions électriques et chimiques, formant des réseaux complexes et dynamiques.

Sur la base de ces observations, les chercheurs ont développé des modèles mathématiques pour représenter le comportement des neurones et leurs interactions. Ces modèles intègrent des concepts tels que les fonctions d'activation et les poids synaptiques pour simuler le flux d'informations dans les réseaux de neurones artificiels. Grâce à ces modèles mathématiques, les chercheurs ont pu créer des systèmes capables d'apprendre et de s'adapter, imitant ainsi les capacités d'apprentissage du cerveau humain.

Structure d'un neurone

- **Corps Cellulaire** : Contient le noyau qui régule les processus biochimiques essentiels à la survie du neurone. Le soma se ramifie pour former des dendrites, établissant des liaisons avec d'autres cellules.
- **Axone** : Prolongement unique du corps cellulaire qui transmet le signal électrique du neurone vers d'autres cellules. À son extrémité, l'axone peut se diviser pour entrer en contact avec plusieurs autres cellules, facilitant la communication neuronale.
- **Synapse** : Elle joue un rôle crucial dans la transmission des signaux via des neurotransmetteurs chimiques, permettant la communication interneuronale.

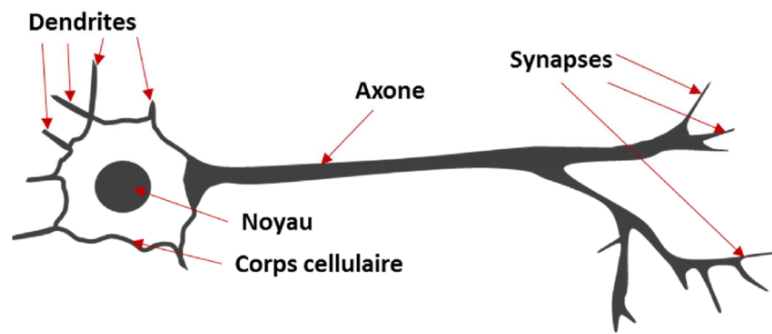


FIGURE 2.15 – Composition d'un neurone biologique

2.5.3 Structure des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones sont comme des cerveaux artificiels qui apprennent à lire et à comprendre le langage des données. Ils décryptent les secrets cachés dans les informations et organisent le chaos en structures intelligentes.

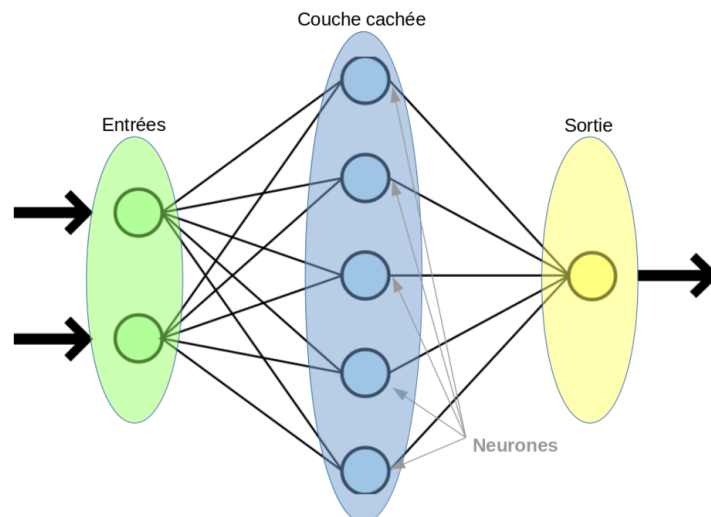


FIGURE 2.16 – Structure d'un réseau de neurone artificiel

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont constitués de plusieurs couches de neurones artificiels interconnectés. La structure typique d'un RNA se compose de trois types de couches principales : la couche d'entrée, les couches cachées et la couche de sortie[30].

1. **Couche d'entrée** : La couche d'entrée reçoit les données brutes ou les caractéristiques du problème à résoudre. Chaque neurone de cette couche représente une variable d'entrée.
2. **Couches cachées**
 - **Fonction** : Les couches cachées traitent les informations reçues de la couche d'entrée. Elles appliquent des transformations non linéaires pour extraire des caractéristiques et des patterns complexes. Il peut y avoir une ou plusieurs couches cachées dans un réseau.
 - **Neurones et connexions** : Chaque neurone d'une couche cachée reçoit des entrées de tous les neurones de la couche précédente et transmet ses sorties à tous les neurones de la couche suivante. Les neurones sont connectés par des poids qui sont ajustés pendant l'apprentissage.

- Fonctions d'activation : Chaque neurone applique une fonction d'activation (comme ReLU, sigmoïde ou tanh) pour introduire de la non-linéarité dans le modèle et permettre l'apprentissage de relations complexes.

3. **Couche de sortie** : La couche de sortie produit les résultats finaux du réseau, tels que les classifications ou les prédictions.

U_i représente la somme pondérée des entrées du neurone, elle est donnée par :

$$U_i = \phi\left(\sum_j w_{ij}x_j\right) + b_i \quad (2.24)$$

où : x_j représente l'entrée j connectée au neurone i , b_i est le seuil interne du neurone, w_{ij} désigne le poids de la connexion reliant l'entrée j au neurone.

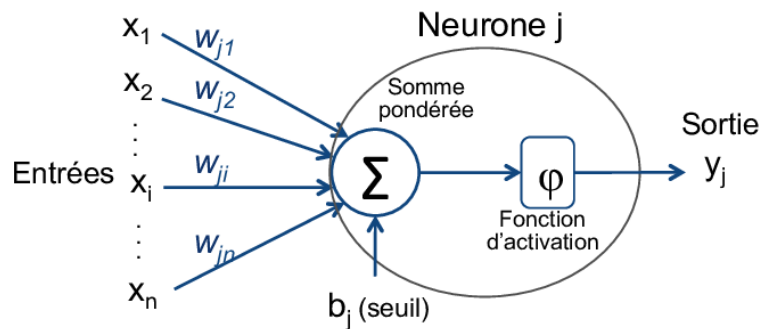


FIGURE 2.17 – Structure détaillée d'un réseau de neurone artificiel

On peut comparer la correspondance entre les propriétés respectives de neurones biologiques et neurones artificiels comme le montre le tableau suivant

neurone biologique	Neurone artificiel
Axones	Signal d'entrée
Synapses	Poids de la connexion
Dendrites	Signal de sortie

TABLE 2.2 – Comparaison entre neurone biologique et artificiel

- **Poid** : Les réseaux de neurones utilisent des poids pour ajuster l'importance relative des différentes entrées sur la sortie d'un neurone. Ces poids déterminent la force de connexion entre les neurones et sont ajustés pendant l'apprentissage pour optimiser les performances du réseau.
- **Le biais** : est un paramètre supplémentaire qui ajuste la sortie d'un neurone en fonction de la somme pondérée des entrées. Il agit comme un seuil, permettant au réseau de mieux s'adapter aux données en modifiant le point de départ de l'activation neuronale.
- **La fonction d'activation** : intervient après le calcul de la somme pondérée des entrées et l'ajout du biais. Elle détermine le type d'information émise par le neurone en introduisant de la non-linéarité dans le modèle. Le choix judicieux de cette fonction pour chaque couche du réseau est crucial pour optimiser ses capacités à capturer des relations complexes dans les données.

Activation Functions

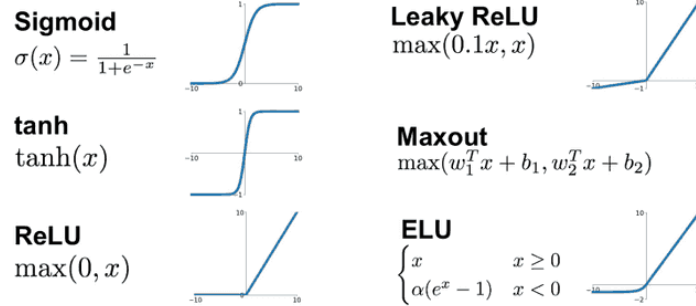


FIGURE 2.18 – Fonctions d’activations[4]

2.5.4 La construction d’un réseau de neurones

La construction d’un réseau de neurones artificiels implique plusieurs étapes cruciales, adaptées en fonction de la tâche à accomplir et de l’architecture choisie[30]. Voici les grandes lignes du processus :

1. **Collecte et préparation des données** : Pour démarrer l’apprentissage, il est essentiel de collecter les données nécessaires et de les préparer pour la tâche visée. Les données sont souvent divisées en trois ensembles : l’ensemble d’apprentissage utilisé pour entraîner le réseau, l’ensemble de validation pour ajuster les hyperparamètres, et l’ensemble de test pour évaluer les performances finales du modèle.
2. **Choix de l’architecture** : Il existe diverses architectures de réseaux de neurones, chacune ayant ses avantages et inconvénients. Le choix de l’architecture appropriée dépend de la complexité de la tâche et des caractéristiques des données. Parmi les architectures populaires figurent les réseaux de neurones à couches denses, les réseaux de neurones convolutifs, récurrents et ceux utilisant l’attention.
3. **Définition des couches et des paramètres** : Une fois l’architecture choisie, les différentes couches du réseau sont définies, comprenant des unités de traitement appelées neurones. Les paramètres de chaque couche, tels que le nombre de neurones et la fonction d’activation, sont également spécifiés pour optimiser les performances du réseau.
4. **Définition de la fonction de coût et de l’optimiseur** : Pour mesurer l’écart entre la sortie prédite par le réseau et la sortie réelle, une fonction de coût est utilisée. Un optimiseur ajuste alors les paramètres du réseau afin de minimiser cette fonction de coût, facilitant ainsi l’apprentissage et l’optimisation du modèle.
5. **Entraînement du réseau** : Le processus d’entraînement commence par l’initialisation aléatoire des poids et biais du réseau. Les données d’apprentissage sont utilisées pour ajuster progressivement ces paramètres en fonction de la fonction de coût, afin d’améliorer les performances prédictives du modèle.
6. **Validation et ajustement des hyperparamètres** : Une fois l’entraînement terminé, le réseau est évalué sur l’ensemble de validation pour vérifier s’il présente un surapprentissage ou sous-apprentissage. Les hyperparamètres du réseau, tels que le taux d’apprentissage ou le nombre de couches, sont ajustés pour optimiser ses performances générales.
7. **Évaluation des performances** : Enfin, une fois les hyperparamètres optimisés, le réseau est évalué sur l’ensemble de test, fournissant une mesure finale de ses capacités prédictives.

sur des données non vues auparavant.

Ce processus itératif et méthodique permet aux réseaux de neurones artificiels de capturer des modèles complexes et de fournir des solutions efficaces à une variété de problèmes dans des domaines tels que la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel et la prédiction de données.

2.5.5 Les réseaux de neurones les plus connus

2.5.5.1 Perceptron

est un modèle de réseau de neurones artificiels fondamental dédié à la classification binaire supervisée. Ce modèle utilise une seule couche de neurones avec une fonction d'activation en escalier, généralement la fonction de Heaviside, pour générer une sortie binaire. Son fonctionnement repose sur la pondération des entrées, leur sommation et leur comparaison à un seuil de décision : si la somme dépasse ce seuil, la sortie est 1 ; sinon, elle est 0. Les poids des entrées sont ajustés en fonction des erreurs de classification à l'aide d'un algorithme d'apprentissage supervisé tel que la descente de gradient stochastique.

2.5.5.2 Perceptron Multicouche (MLP)

Le perceptron multicouche (MLP) est un type avancé de réseau de neurones artificiels utilisé pour des tâches telles que la classification et la régression en apprentissage automatique. Il se compose de plusieurs couches de neurones interconnectées : une couche d'entrée pour recevoir les données, des couches cachées pour le traitement des informations, et une couche de sortie pour générer les prédictions finales.

Le MLP apprend en ajustant les poids des connexions entre les neurones à l'aide de techniques d'optimisation telles que la descente de gradient. Il est évalué sur un ensemble de données de test distinct pour mesurer sa performance finale.

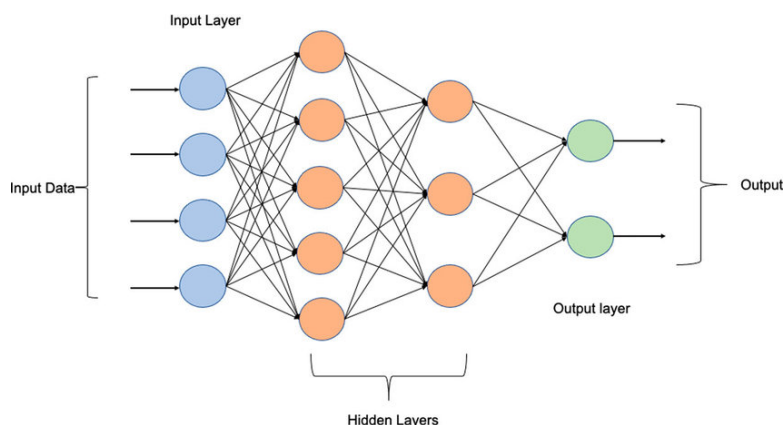


FIGURE 2.19 – Structure d'un Perceptron Multicouche (MLP)

2.6 Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de définir le cadre général de notre étude et d'identifier les outils et méthodes nécessaires à la résolution de notre problématique. Nous avons commencé par examiner le Lean, suivi de la maintenance avec la Total Productive Maintenance (TPM) et l'Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité (AMDEC), afin d'optimiser la performance.

Ensuite, nous avons étudié les prévisions, en introduisant les tests de Dickey-Fuller pour vérifier la stationnarité des séries temporelles. Nous avons exploré les modèles AR, MA, et ARMA, ainsi que la méthodologie de Box-Jenkins pour modéliser et prévoir les séries chronologiques.

Enfin, nous avons exploré les réseaux de neurones artificiels (RNA), en détaillant leur structure, leur fonctionnement et leurs applications. Le chapitre suivant se concentrera sur l'application pratique de ces concepts pour optimiser les prévisions et améliorer la performance de la chaîne de fabrication.

Chapitre 3

Résolution de la Problématique : Apports et Contributions

3.1 Introduction

Dans cette partie, nous aborderons la résolution de la problématique initialement formulée. La solution proposée permet de fiabiliser les équipements en minimisant les micros arrêts et les rejets. Ceci a pour finalité d'assurer une disponibilité accrue de la machine, une réduction des coûts opérationnels, ainsi qu'une amélioration significative de la performance globale et de l'efficacité des processus d'assemblage.

La structure de la solution

Notre proposition consiste à élaborer un plan de maintenance visant à intégrer la maintenance préventive au sein de Novo Nordisk. Cela inclut l'introduction de KPI pertinents pour surveiller et évaluer les activités de maintenance de l'entreprise, ainsi que la création d'un outil d'intelligence artificielle pour anticiper les pannes et faciliter la prise de décision quant au choix du type de maintenance à privilégier. En outre, l'introduction de cartes de contrôle nous aidera et sera essentielle à la construction d'un système de maintenance prédictive.

La structure de la solution est récapitulée dans la figure suivante :

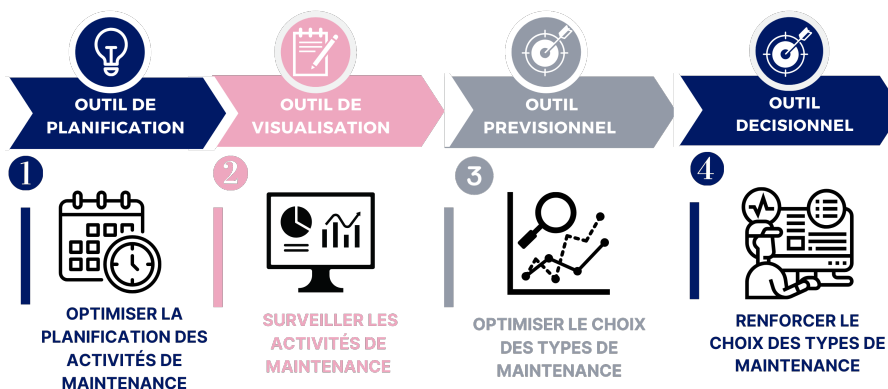


FIGURE 3.1 – Structure de la solution

3.2 Méthodologie de développement et de mise en place de la solution

Le développement et la mise en place de la solution se sont faits en suivant une méthodologie rigoureuse, décrite par l'organigramme suivant. Tout d'abord, l'identification du besoin a été réalisée pour bien cerner les attentes et les exigences. Ensuite, une phase d'analyse a permis d'étudier les dysfonctionnements et de déterminer la criticité de l'équipement. Cette étape analytique a servi de base pour l'adoption des différents types de maintenance nécessaires. Le développement s'est poursuivi avec le déploiement d'un tableau de bord, intégrant des indicateurs clés de performance (KPI) tels que le MTBF (Mean Time Between Failures) et le MTTR (Mean Time To Repair), calculés à partir de données collectées de manière systématique. Parallèlement, la conception de ce tableau de bord et le développement d'un modèle prévisionnel ont permis d'affiner les prédictions et d'améliorer la réactivité de la maintenance, aboutissant à la livraison du livrable final. Pour aller plus loin, nous avons également introduit des cartes de contrôle pour le développement d'un système de maintenance prédictive. Ces cartes de contrôle permettent de surveiller en temps réel les variations des indicateurs de performance et de détecter rapidement toute anomalie ou déviation par rapport aux normes établies. Cette approche proactive est essentielle pour anticiper les pannes potentielles et intervenir avant qu'elles ne se produisent, améliorant ainsi la disponibilité et la fiabilité des équipements.

Cette approche méthodique a assuré une solution robuste et efficace, répondant parfaitement aux besoins identifiés.

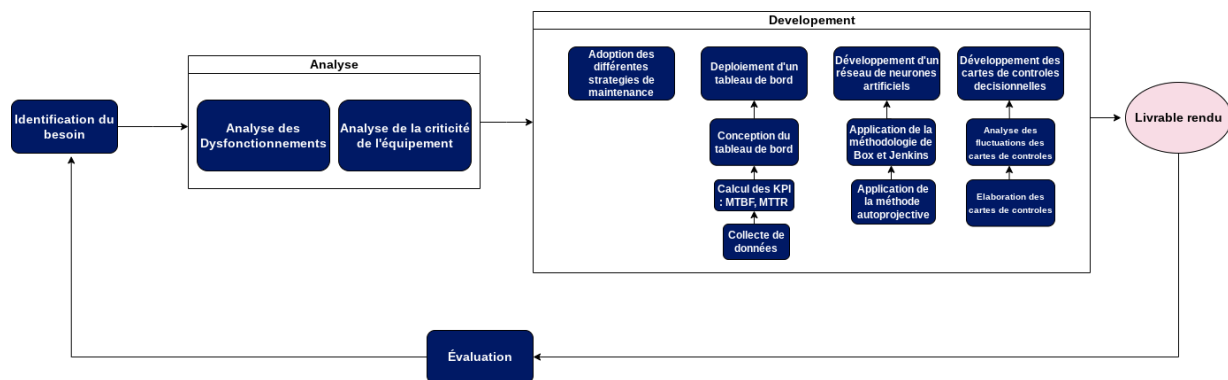


FIGURE 3.2 – Méthodologie du développement de la solution

3.3 Identification du besoin

Pour reformuler le besoin identifié lors de la phase de diagnostic, nous avons utilisé la méthode QQOQCP (Qui, Quoi, Où, Quand, Comment, Pourquoi). Cette méthode nous a aidé à structurer notre réflexion en détaillant chaque aspect du besoin : qui est concerné, quel est le problème spécifique, où et quand il se manifeste, comment il se produit et pourquoi il est crucial de le résoudre. Grâce à cette approche systématique, nous avons pu établir une base solide pour les phases suivantes du projet, assurant une compréhension commune et un alignement des efforts vers une solution efficace.

Quoi ?	Les micro-arrêts, l'indisponibilité de la machine et les rejets sont les principales causes d'une faible performance de l'OEE, représentant plus de 80% des pertes totales.
Qui	<ul style="list-style-type: none"> - Concerné : Les équipes de maintenance, les opérateurs de production, les gestionnaires de la chaîne de production, et la direction de l'entreprise, ainsi que les patients . - Responsables : Les ingénieurs de maintenance, les gestionnaires de production, et l'équipe cLEAN
Où ?	Les lignes de production de l'usine.
Quand ?	Ces problèmes se manifestent continuellement au cours du cycle de production, impactant ainsi la production prévue de stylos pour l'année.
Comment ?	Ces problèmes sont liés à des défaillances machine, des inefficacités dans les processus de maintenance, et une mauvaise anticipation des pannes.
Pourquoi ?	<ul style="list-style-type: none"> - Améliorer la disponibilité et la performance des équipements, - Réduire les coûts liés aux pannes et à la maintenance non planifiée, - Assurer une production continue et de haute qualité, - Augmenter la production de stylos pour répondre aux demandes du marché national et international.

TABLE 3.1 – Analyse QQQQCP de la problématique

Délimitation du Périmètre du Projet

Dans cette étape, Il est désormais essentiel de procéder à la phase de priorisation des machines, afin d'identifier la ligne de production la plus critique sur laquelle concentrer nos efforts. Pour ce faire, nous avons employé une analyse multicritère d'aide à la décision. Cette méthode implique l'attribution de notes à des critères stratégiques sélectionnés par le responsable de la production pour les deux lignes de production. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

Classification	N°	ITEM	NOR12	Packaging LINE 02
Temps de réparation (T)	1	Durée moyenne d'arrêt machine (MTTR)	10	8
Degré d'influence (G)	2	Utilisation de la machine/dispositif	5	5
	3	Effet sur la qualité du produit (KPI Qualité)	2,5	3
	4	Coûts de non-qualité (retours clients)	0	0
	5	Impact sur la production	5	5
	6	Impact de la panne sur la sécurité des personnes	0	0
7	Impact de la panne sur l'environnement	1	1	
Probabilité de panne (P)	8	Fréquence des pannes	15	10
Criticité de la machine (C)	9	Criticité en relation avec l'arrêt des lignes	40	40
TOTAL			78,5	72

FIGURE 3.3 – Résultats de l'Analyse Multicritère d'Aide à la Décision pour le Choix de la Machine

Les résultats montrent que la ligne **NOR12** a un score total de 78,5, supérieur à celui de Packaging LINE 02, qui a un score de 72. Ce résultat indique que la **NOR12** présente une plus grande criticité, notamment en raison de sa fréquence de pannes plus élevée et de sa durée moyenne d'arrêt machine plus longue.

Conclusion : Sur la base de cette analyse, nous avons décidé de concentrer nos efforts sur la ligne **NOR12**.

3.4 Analyse critique des dysfonctionnements et de l'équipement

L'analyse des défaillances à l'aide de la méthode AMDEC nous a permis d'identifier les différents types d'anomalies et de déterminer leur priorité en fonction de trois indices significatifs et descriptifs. Cela nous a permis d'évaluer ces anomalies et de proposer ensuite un plan de maintenance approprié pour corriger et prévenir les différentes pannes et arrêts de la machine. La méthode AMDEC s'articule autour de cinq étapes principales chacune jouant un rôle crucial dans l'identification et la gestion des défaillances présentées dans le schéma suivant.

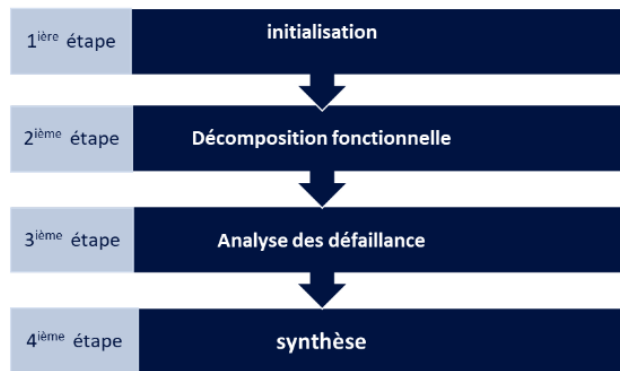


FIGURE 3.4 – Les principales étapes de la méthodologie AMDEC

Étape 01 : L'initialisation Le travail de cette étape consiste à établir les bases de l'analyse en définissant le contexte, les objectifs et à rassembler tous les documents et informations nécessaires à son bon déroulement.

1. Définition du système à étudier :

Présentation des composants du stylo FlexPen :

Le stylo d'injection d'insuline est composé de 13 composants et une cartouche, chacun jouant un rôle crucial dans son fonctionnement global. Ces composants sont assemblés grâce à la machine d'assemblage NOR 12.

La figure suivante illustre les différents composants du stylo FlexPen :

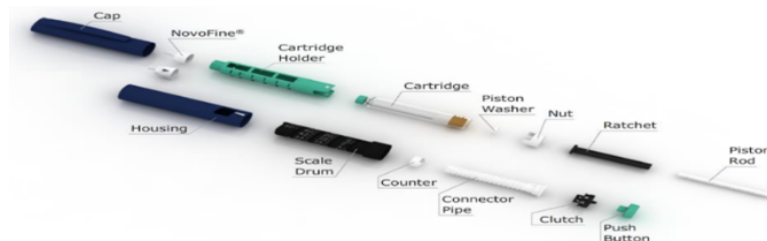


FIGURE 3.5 – Présentation des composants du stylo d'injection de l'insuline

Présentation de la ligne d'assemblage des composants : La configuration de l'assemblage du FlexPen vise à optimiser la performance et la précision de la production, avec une capacité théorique de 180 stylos par minute. Cette ligne est structurée en plusieurs cellules spécialisées, chacune dévolue à l'assemblage de composants spécifiques ou à la vérification de leur bon fonctionnement et de leur présence. La figure ci-dessous offre une vue d'ensemble de la ligne d'assemblage, suivie d'un schéma détaillé des différentes cellules :

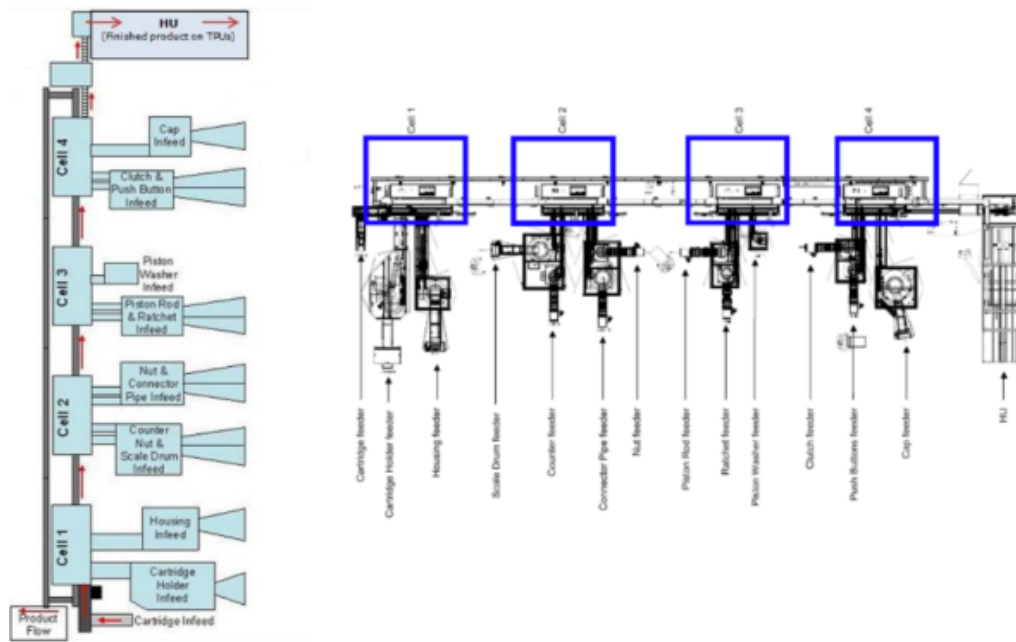


FIGURE 3.6 – Présentation de la ligne d'assemblage des composants du stylo Flexpen

La configuration de la ligne d'assemblage comprend un HU pour l'emballage du stylo ainsi que 4 cellules, chacune dotée de 21 stations. Ces stations assurent diverses fonctions telles que le placement des composants sur la palette, le contrôle de leur bon fonctionnement et de leur présence. La ligne intègre des technologies de pointe de l'industrie 4.0, comprenant des capteurs de détection de présence, un système de caméra de vision, et un HMI (interface homme-machine) qui est le logiciel central qui assure le traitement efficace des données, la transmission précise des informations, et la communication fluide entre les différentes cellules de production. Il est également responsable de surveiller l'état de la machine et de localiser la panne en cas d'arrêt .

Étant donné la complexité de la ligne comprenant de nombreux composants et stations, Notre objectif était d'identifier les cellules associées aux problèmes et aux pannes les plus fréquents. Pour ce faire, nous avons utilisé le système d'information POINT pour identifier les cellules les plus critiques ayant subi un nombre élevé d'interruptions. Le graphique ci-dessous illustre la durée d'arrêts en pourcentage pour chaque cellule au cours des six derniers mois :

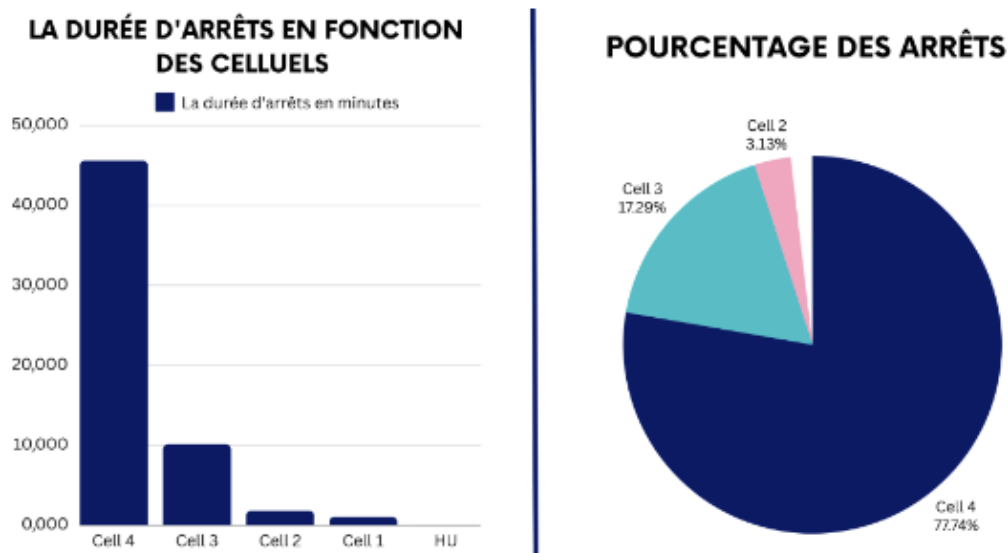


FIGURE 3.7 – Présentation graphique des durées des arrêts de la ligne en fonction des cellules

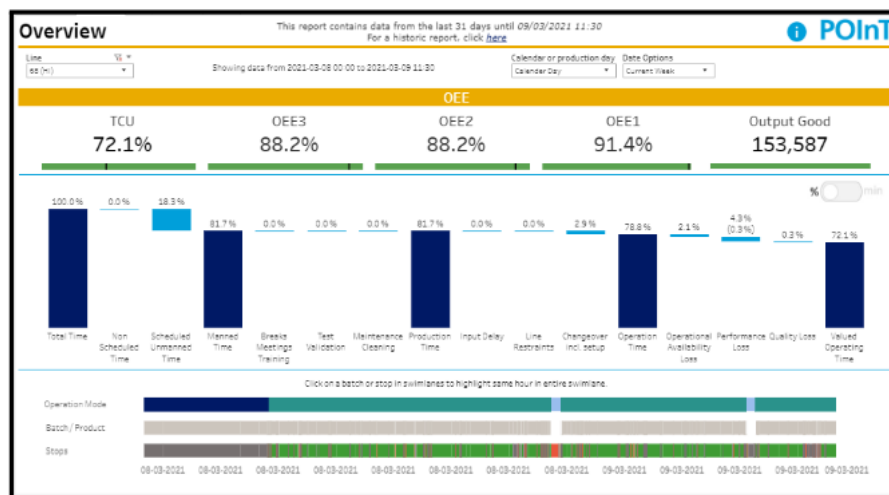


FIGURE 3.8 – Présentation de l'interface du système POINT

L'analyse des données précédentes nous a permis d'identifier les cellules les plus critiques en termes de durée d'arrêt. La cellule 3 affiche un taux de 17,29 %, tandis que la cellule 4 présente un taux de 77,74 %. Par conséquent, nous avons sélectionné ces deux cellules comme objets d'étude pour notre analyse AMDEC.

2. **La constitution de groupe de travail :** L'AMDEC se réalise au sein d'un groupe de travail multidisciplinaire, Ce groupe réunit des experts techniques, des ingénieurs de la ligne d'assemblage et des techniciens qui apportent des informations essentielles grâce à leurs connaissances et expériences. La réussite de cette analyse repose sur la mise en commun de ces informations, avec une méthodologie partagée. La communication et la synergie au sein de l'équipe sont donc essentielles pour garantir l'efficacité de notre étude.
3. **Identification des documents nécessaires :** Afin de réaliser une étude AMDEC précise et efficace, nous nous sommes appuyés sur les documents suivants :
 - a. la liste des alarmes de la machine,
 - b. la liste des arrêts et des avertissements de la machine,

- c. la liste des arrêts des cellules 3 et 4 des six derniers mois,
- d. contenant la défaillance, sa durée et sa fréquence.

Étape 02 : Décomposition fonctionnelle Pour examiner les pannes et les risques de dysfonctionnement des deux cellules, il est primordial de d'abord déterminer clairement leur objectif, en définissant avec précision toutes les fonctions qu'elles doivent remplir tout au long de leur cycle de vie.

Dans cette étape, nous avons complété la première partie de la grille d'AMDEC, en déterminant pour chaque station le système associé ainsi que sa fonction. La figure suivante illustre un exemple de la première station de la cellule 3, en tant que résultat de l'étape 2 :

Équipement	Sous équipement	Système	Fonction
cell 4	Station 3 : Feed, orient and load Clutch	product arrival in the station	Transport
		Station block	station block
		pick and place	Pick the Clutch from Selector and Place the Clutch into the Scale drum

FIGURE 3.9 – Résultat de l'analyse fonctionnelle de la station 3 cell 4

Étape 03 : Analyse des défaillances, de leurs effets et criticité

Cette étape implique l'identification des dysfonctionnements potentiels de la machine et la mise en lumière des points critiques. L'examen des défaillances se déroule de manière minutieuse, élément par élément, selon le niveau de détail sélectionné. Notre approche à cette étape se déroule en deux phases principales : la première phase implique l'analyse des mécanismes de défaillance, tandis que la deuxième phase vise à évaluer la criticité de ces dysfonctionnements.

Phase A : Analyse des mécanismes de défaillance

Cette phase vise à comprendre les causes potentielles et les modalités par lesquelles les fonctions de la machine pourraient dysfonctionner. Il s'agit d'une analyse qualitative approfondie où nous examinons exhaustivement les mécanismes de défaillance des composants de la machine, en tenant compte de la phase de fonctionnement et du niveau d'analyse sélectionnés.

1. Identification des modes de défaillance :

Il s'agit d'identifier les modes de défaillance de chaque élément en relation avec les fonctions qu'ils doivent remplir. Un mode de défaillance représente la façon dont un élément peut cesser de fonctionner correctement, entraînant une perte partielle ou totale de sa fonction. Ces modes de défaillance peuvent se propager à d'autres éléments et évoluer avec le temps. Chaque fonction est associée à un ou plusieurs modes de défaillance, qui sont décrits en termes physiques. Nous nous concentrons principalement sur les modes de défaillance déjà observés sur la machine au cours des six derniers mois pour cette analyse.

Pour ce faire, nous avons récupéré, à partir du système, la liste des arrêts des cellules 3 et 4, incluant la durée de chaque arrêt et leur fréquence d'occurrence. Nous avons ensuite associé chaque arrêt de la machine, et donc chaque défaillance, à sa fonction, systèmes et stations correspondantes. La figure suivante illustre un extrait des résultats obtenus :

Equipement	Sous équipement	Systeme	Fonction	Mode de defaillance
cell 4	Station 3 : Feed, orient and load Clutch	Product arrival in the station	Transport	no transfer, transfer on the wrong orientation
		pick and place	Pick the Clutch from Selector and Place the Clutch into the Scale drum	No picking, No placing
				Clutch remaining in nozzle after placing in pallet
				Maximum force exceeded during placing
				Wrong control of process
				Damage during assembly

FIGURE 3.10 – Résultat de l'identification des modes de défaillance de la station 3 cell 4

2. **Recherche des causes** Si l'on envisage à l'avenir réduire ou éliminer le risque de défaillance, il serait pertinent d'avoir identifié ses causes afin de déterminer où agir. Une cause de défaillance est l'événement initial qui peut conduire à la défaillance d'un élément via son mode de défaillance : c'est la circonstance qui déclenche ou pourrait déclencher cette défaillance. Les origines des problèmes peuvent être associées à la conception, à la fabrication, à l'installation, à l'utilisation ou à la maintenance des équipements de production. Elles peuvent être internes ou externes à l'élément en question. Un mode de défaillance peut avoir plusieurs causes possibles, et inversement, une cause peut entraîner plusieurs modes de défaillance. Notre démarche a été renforcée par des sessions de travail répétées avec l'équipe technique, combinées à une analyse minutieuse des données provenant de l'historique des interventions des techniciens lors de défaillances antérieures. Cette approche complète nous a permis d'aboutir à des résultats pertinents en matière d'identification des causes ainsi que des familles de causes de défaillance.

La figure suivante illustre un extrait des résultats obtenus :

Equipement	Sous équipement	Systeme	Fonction	Mode de defaillance	Impact	Cause	Famille de cause
cell 4	Station 3 : Feed, orient and load Clutch	product arrival in the station	Transport	no transfer, transfer on the wrong orientation	Risk of malfunctioning device	Vibration : mauvais alignement,	mechanical
				No picking, No placing	Damage to the clutch	Erroneous adjustment of position	mechanical
		pick and place	Pick the Clutch from Selector and Place the Clutch into the Scale drum	Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	Risk of malfunctioning device	Nozzle failure	Mechanical/Electrical
				Maximum force exceeded during placing	Risk of malfunctioning device	Fmax module failure	Mechanical
				Wrong control of process	No consequence on product quality	Challenge failure	Human
				Damage during assembly	Risk of malfunctioning device	Erroneous adjustment of sensors	Electrical
						Bearing block failure	Mechanical
						Supporting guide (front and back) wrong alignment	Mechanical/Electrical

FIGURE 3.11 – Résultat recherche des causes de la station 3 cell 4

3. **Recherche des effets** L'objectif est d'explorer les éventuelles conséquences du mode de défaillance rencontré par l'utilisateur. Les effets sont liés aux combinaisons (mode/cause) et représentent la perception finale de la défaillance par l'utilisateur. On peut observer des effets tels que : le risque de dysfonctionnement de l'équipement et la dégradation du produit, risque d'obtenir un produit de mauvaise qualité. La figure suivante illustre un extrait des résultats obtenus :

Equipement	Sous équipement	Systeme	Fonction	Mode de defaillance	Impact
cell 4	Station 3 : Feed, orient and load Clutch	Product arrival in the station	Transport	no transfer, transfer on the wrong orientation	Risk of malfunctioning device
		pick and place	Pick the Clutch from Selector and Place the Clutch into the Scale drum	No picking, No placing	Damage to the clutch
				Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	Risk of malfunctioning device
				Maximum force exceeded during placing	Risk of malfunctioning device
				Wrong control of process	No consequence on product quality
				Damage during assembly	Risk of malfunctioning device

FIGURE 3.12 – Résultat recherche des effets de la station 3 cell 4

Phase B : Evaluation de la criticité de la défaillance

La ligne d'assemblage est intégrée à un système de collecte et de communication de données très avancé appelé Point, capable de détecter grâce à des capteurs et un système automatique tout type d'arrêts de la machine, et de les présenter sous forme de message, d'une alarme ou d'un avertissement. Étant donné que toutes les défaillances sont détectées et signalées de la même manière, nous avons décidé d'exclure ce critère de l'évaluation.

1. **Recensement des détections** : Comme mentionné précédemment, étant donné que toutes les défaillances sont détectées et signalées de la même manière par le système, nous avons décidé d'exclure ce critère de l'évaluation.
2. **Recensement des fréquences et des gravités** : De la même manière, le système Point nous a aidés à calculer la fréquence d'occurrence des défaillances ainsi que leur gravité. Étant donné que notre étude vise à réduire les temps d'arrêt de la machine, nous avons donc associé la gravité des défaillances à la durée de la panne, c'est-à-dire que la défaillance la plus grave correspond à la durée la plus longue d'arrêt.

La criticité de la défaillance dans notre situation est évaluée en multipliant la fréquence par la gravité, et les notes sont attribuées selon une échelle définie en collaboration avec l'équipe technique de l'entreprise. La figure suivante illustre un extrait des résultats obtenus :

Equipement	Sous équipement	Systeme	Fonction	Mode de defaillance	Cause	Criticité					
						Frequence	Gravite	Criticite			
cell 4	Station 3 : Feed, orient and load Clutch	product arrival in	Transport	no transfer, transfer on the wrong orientation	Vibration : mauvais alignement,	5	3	15			
		pick and place	Pick the Clutch from Selector and Place the Clutch into the Scale drum	No picking, No placing	Erronesous ajustement of position				9	8	72
					Erronesous ajustement of parts						
					Erronesous ajustement of guide						
				Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	Nozzle failure						
				Maximum force exceeded during placing	Fmax module failure Challenge failure						
		Wrong control of process	Erronesous ajustement of sensors								
		Damage during assembly			Bearing block failure						
					Supporting guide (front and back) wrong alignment						

FIGURE 3.13 – Résultat calcul de la criticité de la station 3 cell 4

Les résultats de l'analyse AMDEC nous permettront d'évaluer la criticité des composants

de notre sous-système, c'est-à-dire d'évaluer la criticité des stations dans les cellules 3 et 4.

Définition des stations prioritaires : Les stations prioritaires sont définies en évaluant la criticité des équipements selon le processus suivant :

1. **Étape 01 : Effectuer une analyse de Pareto :**

- **Objectif :** Déterminer les défaillances les plus critiques et identifier leurs emplacements ainsi que les stations associées.
- **Résultats :** Les deux graphiques suivants présentent les résultats de l'analyse pareto pour les cellules 3 et 4.

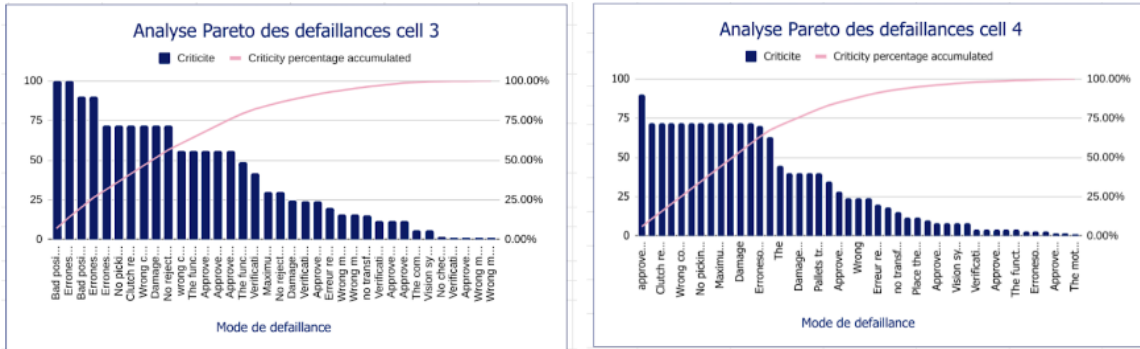


FIGURE 3.14 – Analyse Pareto des défaillances pour les cellules 3 et 4

Les résultats de l'AMDEC ont révélé que certaines stations sont confrontées à des défaillances critiques en termes de durée d'arrêt et de fréquence d'occurrence. Pour la cellule 3, ces stations sont les 4, 5, 10 et 18, tandis que pour la cellule 4, il s'agit des stations 3, 4, 5, 10, 12, 13 et 17.

2. **Étape 02 :** Intégrer des critères pertinents pour une analyse multicritère d'aide à la décision Pour garantir une évaluation exhaustive et précise, nous avons inclus deux autres critères significatifs qui concernent la qualité du stylo et la sécurité du personnel pendant l'intervention.

- **Critère qualité :** Évaluation de l'impact de la défaillance sur la qualité du produit.
- **Critère sécurité :** Évaluation de l'impact de la défaillance sur la sécurité du technicien.

Pour la notation, nous avons observé que les cas peuvent être regroupés en trois catégories, ce qui nous a amenés à leur attribuer des notes de 0, 3, 5, du moins au plus grave. La construction de ces barèmes s'appuie essentiellement sur les objectifs de l'étude, des connaissances des techniciens en matière de dysfonctionnements et d'interventions, ainsi que de l'historique des pannes et des retours d'expérience.

Le résultat est obtenu en additionnant les trois critères : la criticité AMDEC, le critère qualité et le critère sécurité.

Station	Critere / Mode de defaillances	production	Quality	Safety maintenance	Resultat
		Criticite AMDEC	Impact defaillance sur la qualite du produit	Impact defaillnce sur la securite du technicien	
Station 21 : Nest C unload incomplete sub-assemblies	approve wrong pallet	90	3	0	93
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	No picking, No placing	72	0	5	77
	Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	72	5	5	82
	Maximum force exceeded during placing	72	5	5	82
	Wrong control of process	72	0	5	77
	Damage during assembly	72	5	5	82

FIGURE 3.15 – Résultat analyse des trois critères d'évaluation des stations

3. **Étape 03** : Classement et catégorisation des stations selon les résultats obtenus et les niveaux de criticité. Notre démarche dans cette étape consiste à utiliser les résultats de l'analyse pour classer les stations de manière décroissante. Ensuite, nous avons défini des intervalles de criticité et les avons associés à des niveaux spécifiques. Cela nous a permis de catégoriser chaque station selon son niveau de criticité correspondant. La figure suivante représente un extrait du résultat obtenus :

Station	Critere / Mode de defaillances	Criticite AMDEC	Impact sur la qualite du produit	Impact sur la securite du technicien	Resultat	Evaluation
		production	Quality	Safety maintenance		
Station 21 : Nest C unload incomplete sub-assemblies	approve wrong pallet	90	3	0	93	100.00%
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	72	5	5	82	88.17%
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	No picking, No placing	72	0	5	77	82.80%
Station 19 : Nest B unload incomplete sub-assemblies	Wrong index	63	0	0	63	67.74%
Station 17 : Unload good assemblies	Picking bad device from Nest A	40	3	5	48	51.61%
Station 10 : Torque control and zero point adjustment	Approve the assembly which has a torque higher than specification	40	3	3	46	49.46%

FIGURE 3.16 – Résultat classement des stations selon le niveau de criticité

3.5 Développement d'un outil de planification de maintenance

3.5.1 Implémentation de la maintenance autonome

Lors de notre étude approfondie des défaillances, nous avons souligné l'importance critique des opérateurs dans la maintenance préventive. En raison de leur interaction constante avec les équipements, les opérateurs possèdent une capacité unique à détecter et corriger les défauts, ainsi qu'à identifier les anomalies à un stade précoce. Contribuant de manière significative à l'amélioration continue et à la fiabilité opérationnelle des installations.

En s'appuyant sur le Triangle de Heinrich, illustré ci-dessous, nous pouvons mieux comprendre l'importance de l'autonomie des opérateurs face aux défaillances latentes de l'équipement. Parmi les 300 anomalies identifiées, 200 sont des défauts latents, tels que la poussière ou la saleté, qui peuvent avoir des effets à moyen ou long terme. 90 sont des défauts légers ayant probablement une faible influence sur l'équipement. Cette analyse nous a confirmé la nécessité de la maintenance autonome et son rôle dans le développement de la maintenance préventive. L'objectif est de développer la capacité des opérateurs à identifier et traiter ces défauts, même les plus mineurs, afin de réduire le risque de défaillances graves et d'améliorer la performance globale des machines.

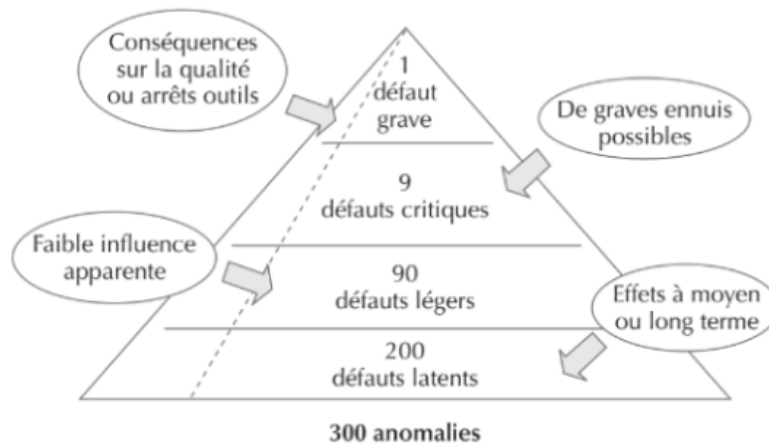


FIGURE 3.17 – Triangle de Heinrich

Afin de réduire l'impact de ces types de défauts, nous avons consolidé nos études en nous appuyant sur les 7 catégories d'anomalies des équipements et des processus détectables par les opérateurs,[31] qui sont les suivantes :

1. Défauts mineurs
2. Conditions de base non remplies
3. Lieux inaccessibles
4. Sources de contamination
5. Sources de défauts de qualité
6. Articles inutiles
7. Les risques pour la sécurité

En focalisant notre analyse sur ces anomalies et en les appliquant à notre contexte spécifique, nous avons dressé une liste exhaustive des défauts mineurs et des problématiques potentielles qui peuvent être identifiés, signalés, diagnostiqués, voire traités par les opérateurs avant de requérir l'intervention des techniciens de niveaux supérieurs. Les défauts et problèmes ainsi identifiés sont répartis selon les classes suivantes :

Failure source	Initial Inspection
Anomalies visuelles	Fissures, cassures ou usure sur les surfaces des équipements
	Fuites de fluides
	Accumulation de saletés ou poussières
Anomalies sonores	Bruits inhabituels
	Changement soudain dans le niveau sonore de l'équipement
Anomalies tactiles	Vibrations anormales ressenties sur les équipements
	Chaleur excessive au toucher
Anomalies fonctionnelles	Performances réduites, vitesse de production plus lente
	Des arrêts non planifiés, beaucoup de micro stops
	Taux de rejet élevé
Anomalies de qualité	Produits finis présentant des défauts
Anomalies de paramètres opérationnels	Fluctuations inhabituelles de la température
	Variations de pression anormales
	Changement dans les niveaux de fluides (lubrifiants, carburants)
	Écarts dans les paramètres électriques (voltage, courant, résistance)
Signaux d'alarme et indicateurs HMI	Voyants d'alerte ou indicateurs lumineux sur le HMI

FIGURE 3.18 – Liste initial des anomalies latentes et légères

Évaluation des Compétences des Opérateurs Pour évaluer les compétences actuelles des opérateurs et identifier les axes d'amélioration, nous avons mené une évaluation approfondie afin de mesurer leur niveau de compréhension et de maîtrise des anomalies déjà listées. À cette fin, nous avons utilisé la taxonomie de Bloom et attribué une note pour chaque niveau de compétence.

La taxonomie de Bloom est une classification des différents objectifs et compétences que nous avons définis pour les opérateurs. La figure suivante illustre les différents niveaux ainsi que la description de chaque niveau [32] :

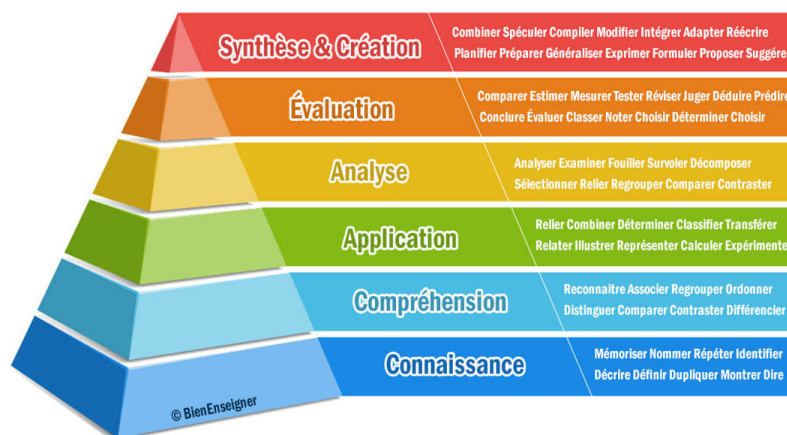


FIGURE 3.19 – Représentation de la taxonomie de bloom

Afin d'associer chaque compétence au niveau adéquat, nous avons conduit des entretiens approfondis avec les responsables des équipes de la ligne d'assemblage, mené des simulations d'utilisation de l'interface homme-machine, et administré des questionnaires aux opérateurs.

Ces méthodes combinées nous ont permis de recueillir des données précises sur leurs aptitudes en détection, diagnostic, et traitement des anomalies. Les résultats de cette évaluation sont illustrés dans la charte suivante, mettant en évidence les points forts des opérateurs ainsi que les domaines nécessitant un renforcement pour assurer une transition efficace vers la maintenance autonome, le tableau suivant resume les résultats des compétences évaluées :

	Capacité / Competence	Note sur 6
A	Compréhension approfondie du fonctionnement des cellules et des stations	4
B	Compréhension technique des composants de la station	0
C	Capacité à identifier les anomalies et les signes de dysfonctionnement	4
D	Compétence en diagnostic des anomalies	2.5
E	Competence en resolution des problemes	1.5
F	Compétence à évaluer le niveau de criticité d'une anomalie	2
G	Habilité à effectuer des réparations mineures et des ajustements	0
H	Compétence en entretien de base, y compris le nettoyage, la lubrification et le remplacement des pièces usées	0
I	Vigilance et attention aux détails pour le suivi du HMI	4
J	Compréhension des normes de sécurité et des procédures de travail sécurisées	3
K	Habilité à communiquer efficacement les problèmes techniques et les besoins de maintenance	2
L	Capacité à travailler en équipe et à collaborer avec les autres départements techniciens	3

FIGURE 3.20 – Grille d'évaluation des compétences des opérateurs

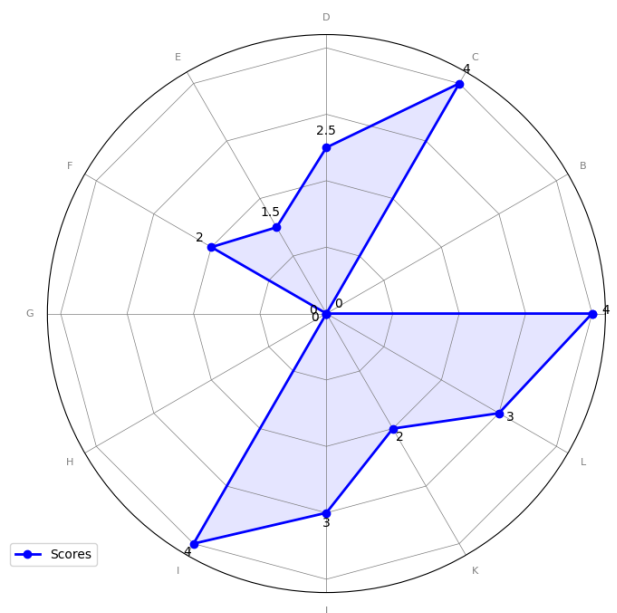


FIGURE 3.21 – Radar chart des Compétences des Opérateurs

La radar charte suivante présente la notation du niveau des opérateurs pour chaque compé-

tence, permettant ainsi de visualiser clairement les domaines de maîtrise et ceux nécessitant des améliorations pour renforcer l'efficacité de la maintenance autonome.

Processus d'Implémentation du Standard de AM

Pour faciliter la mise en œuvre de la AM, nous avons également élaboré un logigramme détaillant les étapes clés du processus.[17] Ce logigramme servira de guide pratique pour structurer et suivre la mise en place de manière efficace et organisée :

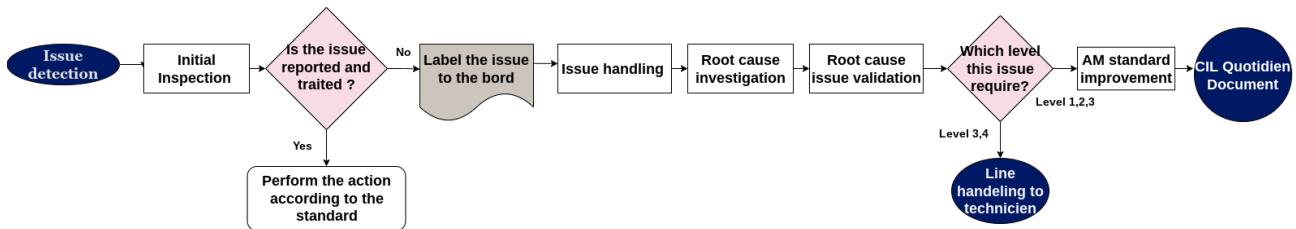


FIGURE 3.22 – Logigramme implementation AM

Les étapes suivantes permettent à l'entreprise de créer son propre référentiel métier pour la maintenance autonome. La détection et le traitement des anomalies lors des inspections initiales nous aideront à enregistrer et à traiter ces anomalies, aboutissant au développement d'un document détaillant les modes opératoires, les ressources nécessaires et la séquence des activités liées à la maintenance autonome. Ce document, intitulé Standards de Maintenance Autonome, comprendra trois activités de base : le nettoyage, l'inspection et la lubrification, à partir desquelles nous pourrons élaborer le document du CIL quotidien (Cleaning, Inspection, Lubrication).

Déploiement du Système Kanban pour les Opérateurs

De plus, nous avons mis en place un système Kanban pour le reporting et le traitement des anomalies. À cette fin, nous avons créé des étiquettes spécifiques. Voici un exemple de l'étiquette et du tableau qui structurent ce système Kanban [33] :

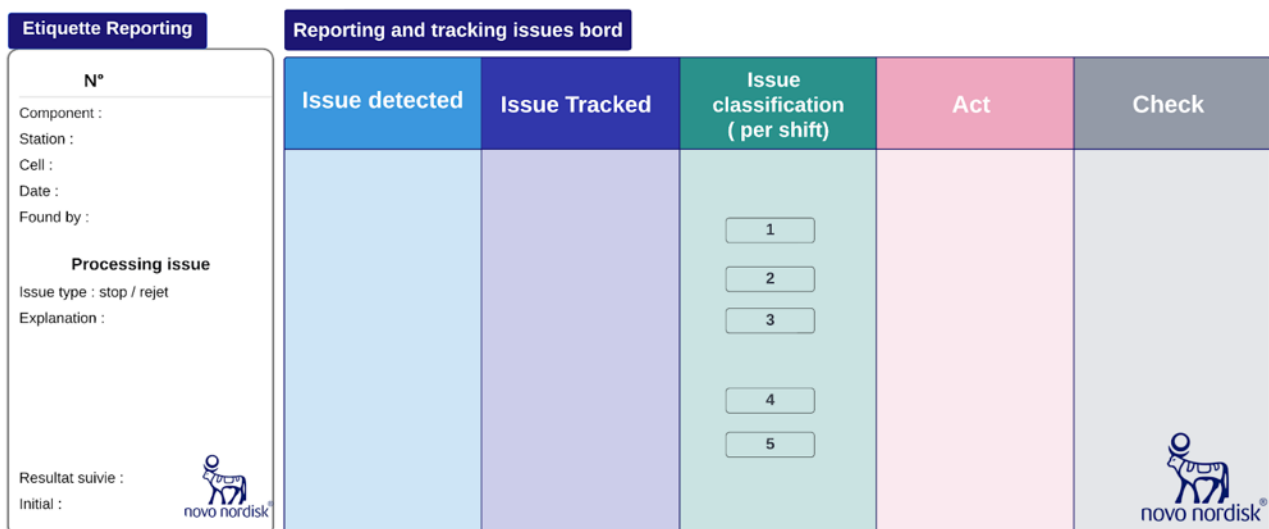


FIGURE 3.23 – Mise en Œuvre d'un Système Kanban pour les Opérateurs

L'implémentation de la maintenance autonome (AM) vise à optimiser le rendement et la durabilité des équipements en rendant les opérateurs responsables des équipements. Grâce à une formation ciblée et des outils comme le système Kanban, les opérateurs peuvent détecter et traiter les anomalies de manière proactive. Cette démarche, fondée sur l'amélioration continue des compétences, facilite la transition vers une culture d'excellence en maintenance, réduisant les défaillances et améliorant la performance globale.

3.5.2 Implémentation de la maintenance périodique et systématique

Ce type de maintenance est fondé sur des calendriers d'entretien prédéfinis. Les actions typiques incluent :

Activité	Journalière	Hebdomadaire
Maintenance périodique	Vérifier l'alignement des composants dans la station.	Effectuer un challenge test et nettoyer les pistons.
	Contrôler la pression d'air et détecter les fuites	Effectuer une inspection détaillée de la station rapportant son l'état
	Vérifier le fonctionnement du gripper et ajuster si nécessaire.	Ajuster mécaniquement le selector et le bloc intermédiaire de la station selon les besoins

FIGURE 3.24 – Maintenance périodique cell 4 station 3

	Mensuel / Trimestriel	Semestriel
Maintenance basée sur le temps	Révision complète incluant le démontage et le nettoyage interne	Verifier l'ajustement de la station pick and place et ajuster si besoin
	Vérifier/Nettoyer les capteurs/la fibre optique	Verifier l'ajustement du nid intermediaire avec la station pick and place et ajuster si besoin
	Vérifier les amplificateurs	Verifier l'ajustement du selecteur avec la station pick and place et ajuster si besoin
		Verifier l'ajustement du linear track avec le selecteur et ajuster si besoin
Verifier l'ajustement du bowl feeder avec le linear track et ajuster si besoin		
	Démontez et nettoyez Fmax.	

FIGURE 3.25 – Maintenance systématique cell 4 station 3

Ces actions sont programmées à intervalles réguliers pour garantir un entretien constant et éviter les défaillances imprévues.

3.5.3 Implémentation de la maintenance conditionnelle

Elle englobe une gamme de méthodes de surveillance et d'analyse visant à anticiper les problèmes éventuels.[34] Voici un aperçu des conditions de déclenchement ainsi que leurs actions spécifiques associées :

Maintenance conditionnelle		
Problème	Condition de Déclenchement	Action
Détérioration de Fmax	La force maximale (Fmax) commence à se décaler progressivement par rapport à sa valeur nominale.	Mettre en place un système de suivi basé sur des cartes de contrôle pour surveiller les valeurs de Fmax en temps réel. Analyser les tendances et intervenir lorsque les valeurs approchent des limites spécifiées (supérieures et inférieures).
Défaillance des Systèmes mécanique par exemple pick and place	Perturbation du flux de rejet, apparition des minor stops	Mettre en place un système de suivi des flux de rejet. Renforcer la maintenance autonome avec une surveillance visuelle accrue via l'IHM (Interface Homme-Machine) et un reporting systématique des problèmes mineurs observés. (solution déjà proposée AM)

FIGURE 3.26 – Maintenance Conditionnelle cell 4 station 3

3.5.4 La maintenance améliorative

Il s'agit d'une forme de maintenance qui repose sur l'application de solutions visant à résoudre les causes racines des pannes. Voici une présentation des solutions pour les problèmes rencontrés :

Action d'amélioration		
Action	Objectif	Proposition
Implémentation d'un Système de Fixation des Capteurs	Éliminer les désajustements et les glissements des capteurs	<p>Développer un système de fixation robuste et standardisé pour tous les capteurs, incluant :</p> <ul style="list-style-type: none"> -Des supports et fixations adaptés aux différents types de capteurs et de surfaces de montage. -Des mécanismes de verrouillage et de sécurisation pour empêcher tout mouvement involontaire. -Des procédures claires d'installation et de maintenance des systèmes de fixation.
Standardisation du positionnement des capteurs	Faciliter l'identification, le remplacement et la maintenance des capteurs grâce à une approche standardisée.	<p>Établir un système de marquage et de référencement unique pour tous les capteurs, incluant :</p> <ul style="list-style-type: none"> -Un système d'étiquetage clair et visible pour chaque capteur, indiquant son type, sa fonction et sa version. -Une documentation standardisée décrivant le positionnement précis de chaque capteur sur la machine. -Des outils de visualisation et de référencement pour faciliter la localisation des capteurs
Optimiser l'approvisionnement des pièces de rechange	Éviter les ruptures de stock, garantir la disponibilité des pièces et assurer la compatibilité avec la versions NOR12	<p>Mettre en place une stratégie d'approvisionnement proactive et efficace pour les pièces détachées, incluant :</p> <ul style="list-style-type: none"> -Une analyse approfondie des besoins en pièces détachées basée sur l'historique de maintenance et les données de criticité des équipements. -Établissement de partenariats fiables avec les fournisseurs des autres sites de novo nordisk pour garantir la disponibilité et la qualité des pièces. -Mise en place d'un système de gestion des stocks optimisé pour minimiser les ruptures de stock et les surstockages.

FIGURE 3.27 – Maintenance améliorative cell 4 station 3

3.5.5 Implémentation du Process Control Board des techniciens

Pour renforcer la visibilité, la priorisation des tâches, la communication et minimiser les erreurs, nous avons introduit un système Kanban pour le reporting et l'exécution des activités de maintenance, aligné sur le modèle Kanban des opérateurs, illustré dans la figure suivante :

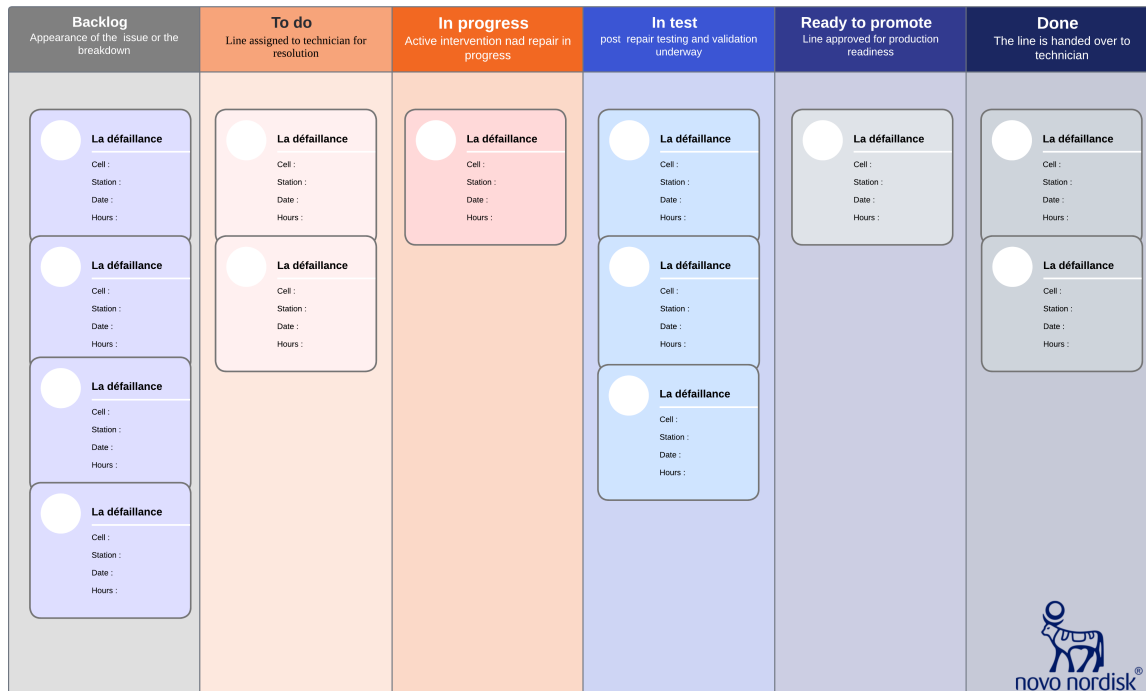


FIGURE 3.28 – Implémentation d'un Système Kanban pour les Techniciens

L'élaboration d'un planning de maintenance rigoureux et la mise en œuvre de stratégies diversifiées constituent des piliers essentiels pour renforcer la fiabilité des équipements. Ces pratiques proactives et réactives assurent non seulement la prévention des défaillances mais aussi l'optimisation continue des performances de la NOR 12. En adoptant une approche intégrée et en ciblant les causes profondes des pannes, nous garantissons une disponibilité maximale des équipements, minimisant ainsi les temps d'arrêt et augmentant la productivité globale.

3.5.6 Optimisation du choix de la stratégie de maintenance

Après avoir réalisé une analyse des pannes et identifié les types de maintenance adaptés, nous sommes confrontés au dilemme suivant :

Comment décider entre une stratégie de maintenance préventive, qui anticipe les pannes grâce à des interventions systématiques ou conditionnelles, et une approche de maintenance corrective, qui réagit uniquement après l'apparition d'une panne ? En d'autres termes, quand est-il judicieux d'interrompre la production pour effectuer une action préventive, et quand est-il plus avantageux de continuer à produire jusqu'à ce qu'une panne survienne ?

Cette problématique met en lumière l'équilibre délicat entre la prévention proactive et la réaction post-panne, tout en posant la question cruciale de l'optimisation de la production et de la maintenance.

3.6 Conception d'un outil de visualisation des activités de la maintenance

1. Collecte de Données

La collecte des données est une étape fondamentale dans l'analyse des performances des machines. Elle permet d'obtenir une vue d'ensemble complète et détaillée de l'état et de l'historique de fonctionnement des équipements. Les principales sources de données incluent le logbook des interventions des techniciens et les points d'arrêt des machines. ce tableau represente les differentes source de donnees

	Description	output
Logbook d'Intervention des technicien	Le logbook des techniciens est un document crucial consignnant toutes les interventions effectuées sur la NOR12	<p>Durée de l'intervention : Le temps nécessaire pour effectuer une réparation ou une maintenance.</p> <p>Localisation : L'emplacement précis où l'intervention a eu lieu (cell, station).</p> <p>Nature de l'intervention : Les types de pannes ou des maintenances effectuées.</p>
Système Point	Le système de collecte de données qui enregistre automatiquement les événements liés aux arrêts de la machine	<p>Arrêts automatiques : Arrêts causés par des dysfonctionnements automatiques ou des conditions prédéfinies.</p> <p>Arrêts manuels : Arrêts planifiés (maintenance préventive) et/ou non planifiés (besoins imprévus).</p> <p>Nombre d'arrêts : Le nombre total de pannes et de maintenances par jour.</p>

FIGURE 3.29 – Présentation des différentes sources de données

Les données collectées permettent de produire plusieurs types d'informations utiles pour l'analyse et l'amélioration des performances des machines :

- Type d'arrêt : Catégorisation des arrêts automatiques et manuels.
- Nombre de pannes par jour : Comptabilisation des incidents quotidiens.
- Durée d'arrêt automatique : Temps total des arrêts automatiques.
- Durée d'arrêt manuel : Temps total des arrêts manuels consigné dans le logbook.
- Temps de bon fonctionnement de la machine : Période pendant laquelle la machine fonctionne sans interruption.

L'interface du système de points utilisée par Novo Nordisk offre une plateforme intuitive permettant aux employés de suivre et de gérer leurs activités et leurs contributions de manière efficace.

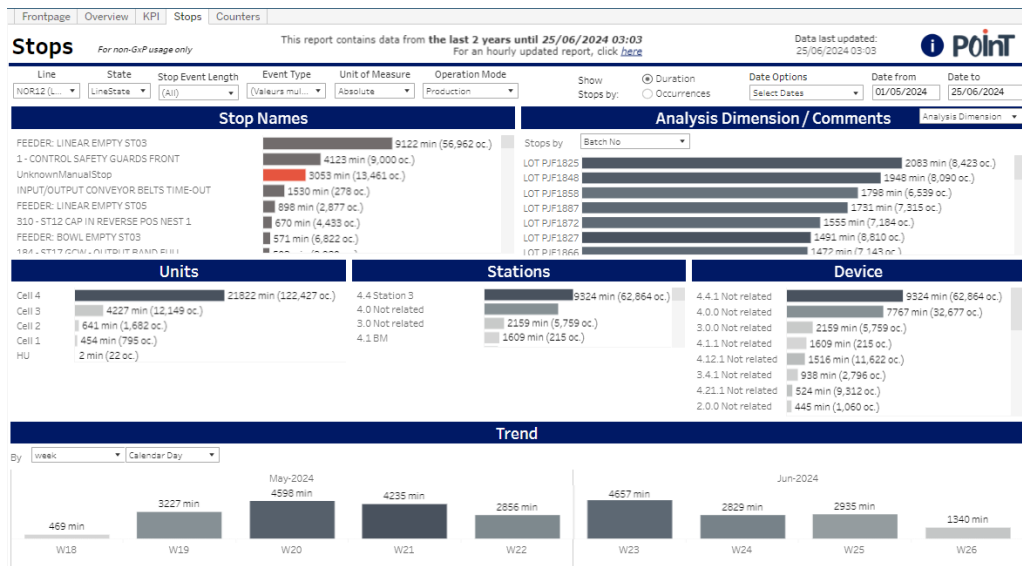


FIGURE 3.30 – La représentation de l’interface des stop par POINT

2. **Calcul du MTBF et du MTTR** L’analyse des indicateurs de performance des machines repose sur le calcul du MTBF et du MTTR . Ces indicateurs permettent de mesurer la fiabilité et l’efficacité des processus de maintenance. Les données nécessaires pour ces calculs incluent le type d’arrêt, le nombre de pannes par jour, ainsi que la durée des arrêts automatiques et manuels. Après avoir collecté les données nécessaires, on procède au calcul de ces indicateurs en utilisant les formules suivantes :

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

$$\text{MTTR} = \frac{\text{Durée d’arrêt de la machine}}{\text{Nombre de pannes}}$$

Les indicateurs calculés sont enregistrés quotidiennement dans un fichier, ce qui permet une analyse continue des performances des machines. Cette approche assure la détection des problèmes récurrents, l’évaluation de l’efficacité des interventions de maintenance et la planification d’actions correctives pour améliorer la fiabilité et la disponibilité des équipements.

Date	MTBF	Date	MTTR
01/02/2024	138,00	01/02/2024	7,07
02/02/2024	102,86	02/02/2024	9,00
03/02/2024	98,57	03/02/2024	1,88
04/02/2024	87,69	04/02/2024	25,23
05/02/2024	90,00	05/02/2024	20,92
06/02/2024	127,50	06/02/2024	5,41
07/02/2024	110,00	07/02/2024	13,58
08/02/2024	172,50	08/02/2024	3,52
09/02/2024	93,33	09/02/2024	7,73
10/02/2024	127,50	10/02/2024	30,53
11/02/2024	53,33	11/02/2024	12,64
12/02/2024	45,00	12/02/2024	11,96
13/02/2024	98,57	13/02/2024	8,39
14/02/2024	84,00	14/02/2024	9,63
15/02/2024	110,00	15/02/2024	3,25
16/02/2024	105,00	16/02/2024	5,66
17/02/2024	98,18	17/02/2024	7,16
18/02/2024	110,77	18/02/2024	14,88

(a) MTBF quotidien (b) MTTR quotidien

FIGURE 3.31 – Présentation des résultats du MTTR et MTBF quotidien

3. **Élimination des Valeurs Aberrantes** Pour obtenir une analyse précise et fiable des performances des machines, il est crucial d'identifier et d'éliminer les valeurs aberrantes qui peuvent fausser les résultats. Les données utilisées incluent la liste des MTBF et MTTR en fonction des dates choisies. Nous avons utilisé le logiciel statistique Minitab pour cette tâche[35]. L'élimination des valeurs aberrantes se déroule selon les étapes suivantes :

- a. Introduction des données sur Minitab : Les valeurs de MTBF et MTTR sont importées dans Minitab pour l'analyse.
- b. Analyse par boîtes à moustaches : Cet outil statistique présente les données de manière graphique, affichant la médiane et les valeurs aberrantes d'un échantillon. Les boîtes à moustaches permettent de visualiser la distribution des données et de repérer les anomalies.

Voici les Résultats obtenus :

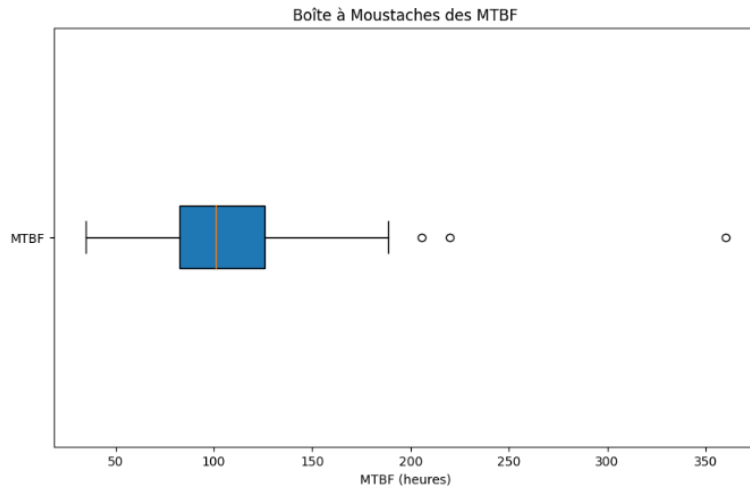


FIGURE 3.32 – Représentation en Boîte à Moustaches du MTBF

Identification de 3 valeurs aberrantes (205.71 , 220 , 360).

Boîte à moustaches pour le MTTR :

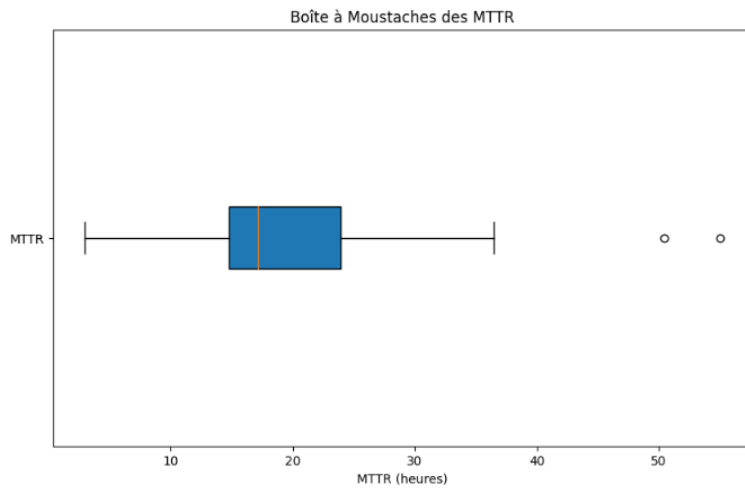


FIGURE 3.33 – Représentation en Boîte à Moustaches du MTTR

Identification de 2 valeurs aberrantes (50.44, 55).

4. Mise en Place du tableau de bord

Après une collecte et une analyse approfondies des données, l'entreprise a validé les résultats obtenus et a décidé de les intégrer dans son système. Nous avons donc développé un tableau de bord interactif qui offre une visibilité complète sur la performance de la NOR 12, ainsi que sur l'efficacité des plannings proposés et des interventions réalisées.



FIGURE 3.34 – Tableau de Bord pour la Visualisation des Activités de Maintenance

Les indicateurs clés, tels que le MTBF et le MTTR, sont désormais calculés quotidiennement et affichés sur ce tableau de bord interactif. Cette intégration permet une surveillance en temps réel des performances des machines, facilitant ainsi une maintenance plus proactive et efficace. Grâce à cette mise en œuvre, l'entreprise peut détecter les anomalies rapidement, planifier des interventions de maintenance préventive, et optimiser la disponibilité et la fiabilité de ses équipements.

3.7 Développement d'un outil statistique de prévision

Avec l'utilisation croissante de l'analyse des données, la maintenance prédictive s'est imposée comme un véritable atout. En exploitant la puissance des données, on peut optimiser les plannings de la maintenance déjà développée, et assurer une gestion optimale des activités de maintenance en prenant des décisions éclairées pour réaliser les interventions adéquates au moment opportun. L'utilisation des prédictions précises du MTBF réduit la fréquence et la gravité des interventions correctives imprévues. L'analyse des défaillances, associée aux prédictions du MTBF, nous guide dans la détermination des intervalles optimaux pour la maintenance, équilibrant ainsi les coûts d'exploitation, la sécurité, la fiabilité des équipements et la satisfaction des clients.

Nous débuterons notre analyse par l'examen de l'activité de la machine **NOR12** du site de BILDA. Ensuite, nous comparerons trois modèles de prévision afin de sélectionner le plus performant d'entre eux. Les prévisions de cette étude seront effectuées à l'aide du logiciel **EVIIEWS**.

3.7.1 Etude de la série temporelle

La série temporelle retrace l'évolution quotidienne du mtbf sur la période allant du 1er février 2024 au 31 Mars 2024.

Justification de choix des technique autoprojective :

Dans notre étude, nous avons opté pour des techniques autoprojectives au lieu de techniques quantitatives causales ou qualitatives pour les raisons suivantes :

1. **Présence de données par rapport à la variable endogène :** L'utilisation de techniques autoprojectives est justifiée par la disponibilité de données temporelles représentant le MTBF de la NOR12. Ces données, bien que ne permettant pas d'établir des relations causales directes, constituent une base solide pour l'analyse de la saisonnalité et des tendances.
2. **Absence de modèle causal et de variables exogènes :** En l'absence de variables exogènes clairement identifiées influençant l'activité de transport, les techniques quantitatives causales s'avèrent peu pertinentes. En effet, ces techniques reposent sur l'établissement de liens de cause à effet entre des variables, ce qui n'est pas possible dans ce cas précis.

Par conséquent, les techniques autoprojectives, qui permettent d'analyser les tendances et les cycles au sein des données temporelles, s'imposent comme le choix le plus approprié pour cette étude.

Analyse informelle de la serie chronologique :

Cette analyse consiste à identifier informellement le type et les composantes principales de la chronique à partir du graphe et du corrélogramme simple et partiel.

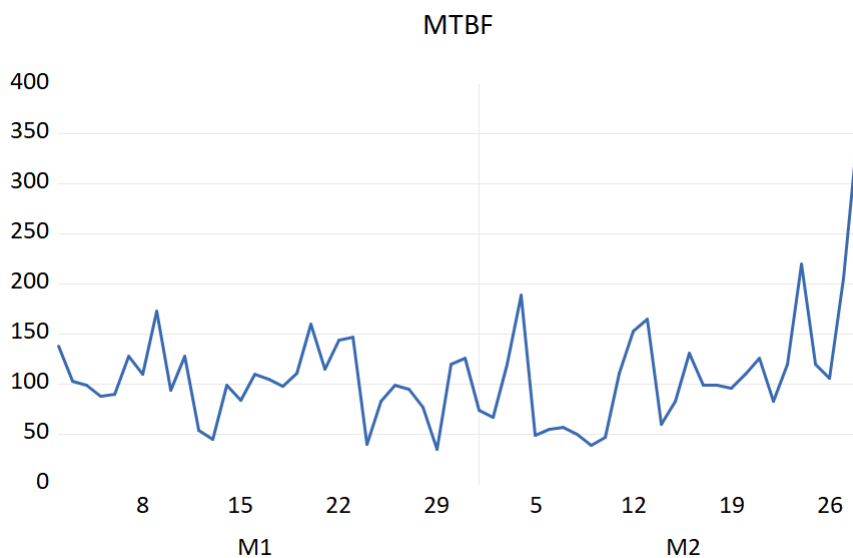


FIGURE 3.35 – Évolution du MTBF au Fil des Mois de Février et Mars

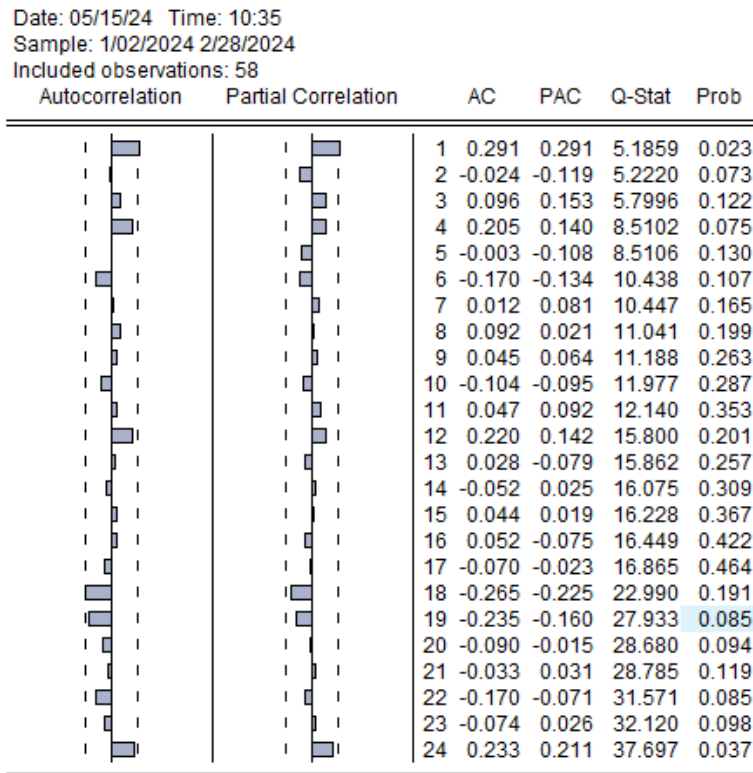


FIGURE 3.36 – Corrélogramme du MTBF des Mois de Février et Mars

Nous remarquons plusieurs pics dans le correlogramme, ce qui indique clairement la présence d’une saisonnalité. On peut également observer la présence d’une tendance non perturbée et d’un changement de structure.

Donc, le traitement de cette série se fait par deux niveaux d’analyse :

1. **Premier niveau** : Technique du lissage adapté Holt-Winters
 - Holt Winters additif
 - Holt Winters multiplicatif
2. **Deuxième niveau** : Technique de contrôle BJ

3.7.2 Modèles de prévision

Modèle de Holt Winter (Lissage exponentiel triple) Nous commençons par le modèle de Holt-Winters additif, puis multiplicatif, et nous allons comparer le taux de réalité de chaque modèle. L’estimation des coefficients du modèle de Holt Winters Additif est donnée par une fonctionnalité d’Eviews via la figure suivante :

Date: 05/15/24 Time: 10:40
 Sample: 1/02/2024 2/28/2024
 Included observations: 58
 Method: Holt-Winters Additive Seasonal
 Original Series: MTBF
 Forecast Series: HWD

Parameters:	Alpha	0.1000
	Beta	0.3600
	Gamma	0.0000
Sum of Squared Residuals		131167.8
Root Mean Squared Error		47.55537

End of Period Levels:	Mean	176.3445
	Trend	14.47666
	Seasonals:	2/22/2024 -14.69458
		2/23/2024 -13.83321
		2/24/2024 6.858188
		2/25/2024 14.15421
		2/26/2024 -6.043866
		2/27/2024 26.18105
		2/28/2024 -12.62180

FIGURE 3.37 – Estimation des paramètres du modèle de Holt Winter Additif.

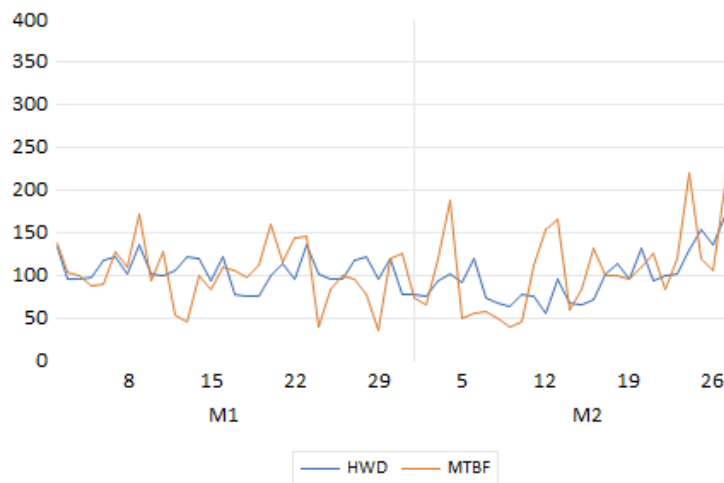


FIGURE 3.38 – Graphique du MTBF Réel par rapport au Prévisionnel avec la Méthode HW Additive

Nous passons maintenant au modèle de Holt-Winters multiplicatif, pour lequel nous estimons les coefficients de ce modèle via EViews.

Date: 06/04/24 Time: 18:00
 Sample: 1/02/2024 2/28/2024
 Included observations: 58
 Method: Holt-Winters Additive Seasonal
 Original Series: MTBF
 Forecast Series: MTBFADD

Parameters:	Alpha	0.1000
	Beta	0.3600
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	131167.8
	Root Mean Squared Error	47.55537

End of Period Levels:	Mean	176.3445
	Trend	14.47666
	Seasonals:	2/22/2024 -14.69458
		2/23/2024 -13.83321
		2/24/2024 6.858188
		2/25/2024 14.15421
		2/26/2024 -6.043866
		2/27/2024 26.18105
		2/28/2024 -12.62180

FIGURE 3.39 – Estimation des paramètres du modèle de Holt Winter multiplicative

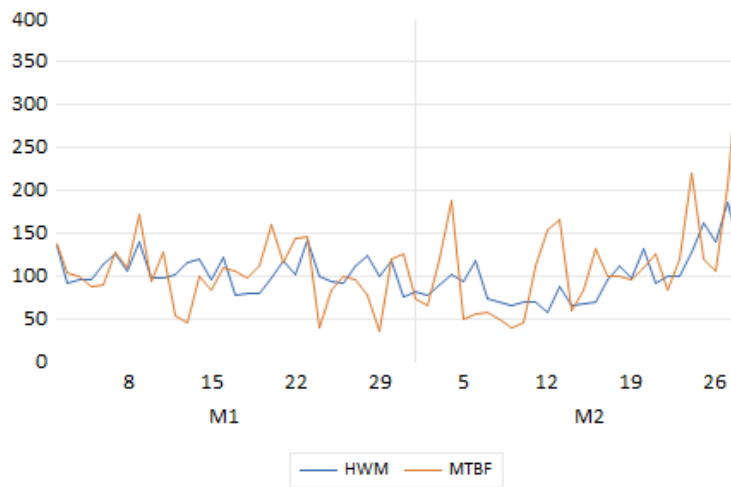


FIGURE 3.40 – Graphique du MTBF Réel par rapport au Prévisionnel avec la Méthode HW Multiplicative

Pour comparer les résultats des TR (Temps de Réponse) et ERMA (Erreur Moyenne Absolue) pour les deux approches, nous devons organiser les données de manière claire et concise.

Métrique	ERMA	TR
Holt Winter Additif	35.01%	64.98%
Holt Winter multiplicative	34.76%	65.24%

TABLE 3.2 – Comparaison des résultats entre Holt Winter Additif et Multiplicative

Conclusion : Les taux de réalité des deux méthodes de lissage sont relativement faibles par rapport aux objectifs de notre étude. Nous passons donc à la méthodologie de contrôle Box-Jenkins dans le but d'améliorer le taux de réalité.

La méthodologie de contrôle Box-Jenkins **Test de Dickey Fuller sur la série (test de stationnarité)** Pour effectuer des prévisions fiables, nous devons d'abord vérifier la stationnarité de notre série temporelle. Si la série n'est pas stationnaire, nous devons choisir la meilleure méthode pour la stationnariser. À cette fin, nous utilisons le test de Dickey-Fuller Augmenté (ADF).

Nous commençons par estimer le modèle 6, qui inclut une constante et une tendance (test des paramètres b et c).

- **Hypothèse nulle (H_0) :** $b = 0$ — b n'est pas significativement différent de 0 (la série est non stationnaire).
- **Hypothèse alternative (H_1) :** $b \neq 0$ — b est significativement différent de 0 (la série est stationnaire).

Si la P-value associée à b est inférieure à 0.05, nous rejetons l'hypothèse nulle H_0 et acceptons l'hypothèse alternative H_1 .

Les résultats du test sur EVIEWS sont donnés comme suit :

Null Hypothesis: MTBF has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.382269	0.0639
Test critical values:		
1% level	-4.127338	
5% level	-3.490662	
10% level	-3.173943	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(MTBF)
 Method: Least Squares
 Date: 05/15/24 Time: 10:56
 Sample (adjusted): 1/03/2024 2/28/2024
 Included observations: 57 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MTBF(-1)	-0.540130	0.159694	-3.382269	0.0013
C	40.52280	20.18460	2.007609	0.0497
@TREND("1/02/2024")	0.672497	0.394929	1.702828	0.0944

R-squared	0.197070	Mean dependent var	3.894737
Adjusted R-squared	0.167332	S.D. dependent var	53.44549
S.E. of regression	48.76936	Akaike info criterion	10.66328
Sum squared resid	128436.3	Schwarz criterion	10.77081
Log likelihood	-300.9034	Hannan-Quinn criter.	10.70507
F-statistic	6.626840	Durbin-Watson stat	1.627402
Prob(F-statistic)	0.002669		

FIGURE 3.41 – Test de la racine unitaire par le modèle 6.

Nous remarquons que la probabilité associée à b est de 0.0944, ce qui est supérieur à 0.05. Par conséquent, nous acceptons l'hypothèse H_0 , ce qui implique que la tendance n'est pas

significative. Nous passons alors au modèle 5 et relançons le test de Dickey-Fuller Augmenté (DFA) sur la constante c .

Null Hypothesis: MTBF has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.163603	0.0275
Test critical values:		
1% level	-3.550396	
5% level	-2.913549	
10% level	-2.594521	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(MTBF)
 Method: Least Squares
 Date: 05/15/24 Time: 10:58
 Sample (adjusted): 1/03/2024 2/28/2024
 Included observations: 57 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MTBF(-1)	-0.510879	0.161486	-3.163603	0.0025
C	56.98545	18.02206	3.161983	0.0025

R-squared	0.153955	Mean dependent var	3.894737
Adjusted R-squared	0.138573	S.D. dependent var	53.44549
S.E. of regression	49.60442	Akaike info criterion	10.68049
Sum squared resid	135332.9	Schwarz criterion	10.75218
Log likelihood	-302.3941	Hannan-Quinn criter.	10.70835
F-statistic	10.00838	Durbin-Watson stat	1.584375
Prob(F-statistic)	0.002538		

FIGURE 3.42 – Test de la racine unitaire par le modèle 5.

La probabilité associée à la constante est de 0.0025, ce qui est inférieur à 0.05. Cela indique l'existence de la constante. Par conséquent, nous concluons que la série est stationnaire.

Choix du modèle ARMA

Nous devons identifier le meilleur modèle ARMA(p,q) qui s'ajuste le mieux à la série initiale $\{MTBF\}$. EVIEWS fournit les 20 meilleurs modèles selon le critère de sélection d'Akaike (AIC), en minimisant ce critère.

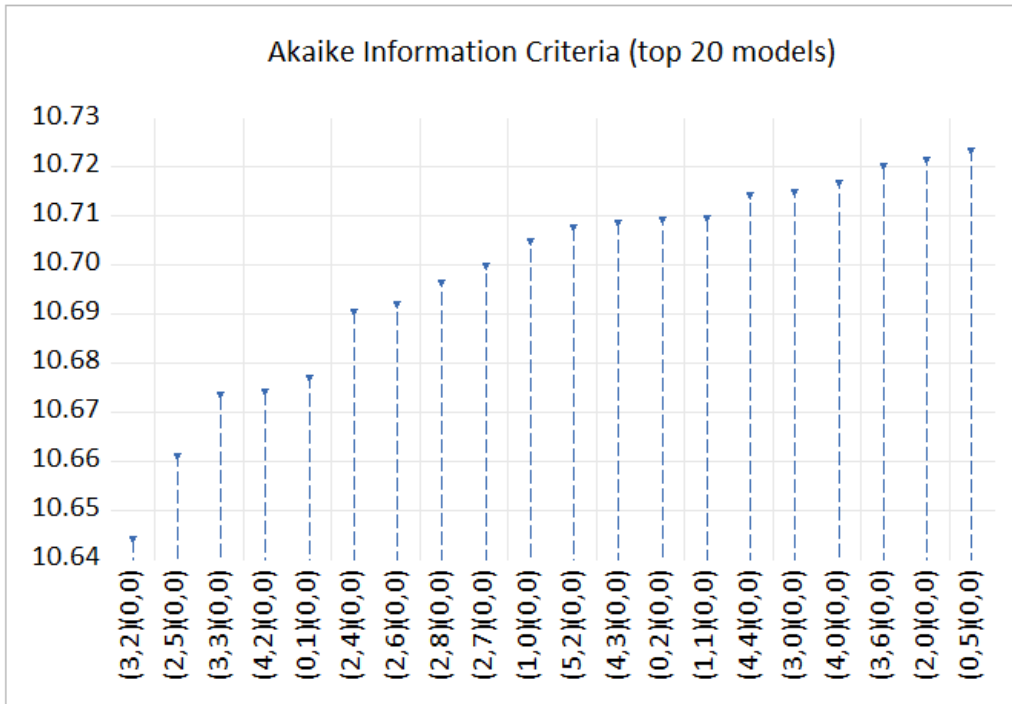


FIGURE 3.43 – Critères d’Akaike pour les 20 top modèles.

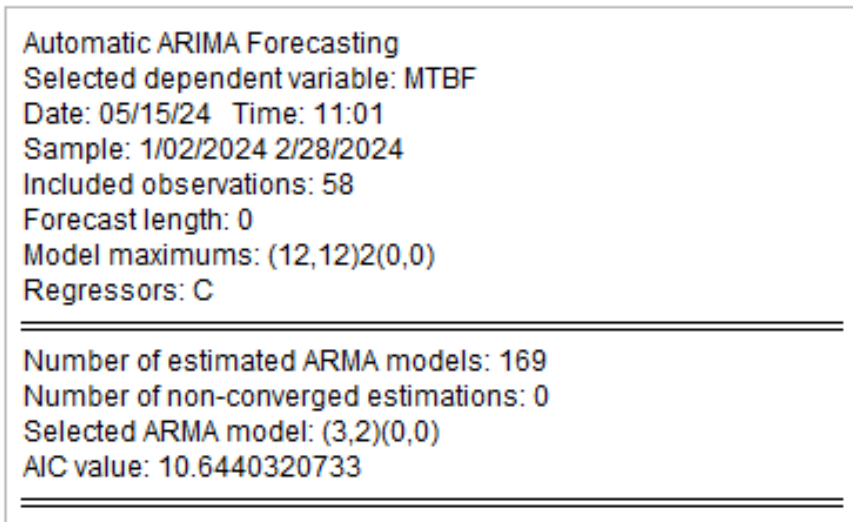


FIGURE 3.44 – Le modèle ARMA expert

Estimation des paramètres du modèle expert : Les estimations des paramètres du modèle ARMA (3,2) identifié sont présentées dans la figure suivante :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	0.923736	0.074047	12.47501	0.0000
MA(2)	-0.077761	0.214161	-0.363094	0.7179
SIGMASQ	3732.436	494.8925	7.541912	0.0000
R-squared	-0.363215	Mean dependent var		108.3355
Adjusted R-squared	-0.412787	S.D. dependent var		52.78257
S.E. of regression	62.73773	Akaike info criterion		11.26561
Sum squared resid	216481.3	Schwarz criterion		11.37219
Log likelihood	-323.7027	Hannan-Quinn criter.		11.30712
Durbin-Watson stat	1.252390			
Inverted AR Roots	.97	-.49-.84i	-.49+.84i	
Inverted MA Roots	.28	-.28		

FIGURE 3.45 – Caractéristiques du modèle ARMA (3,2).

Validation du modèle : Cette étape passe par deux types de tests : le test sur les paramètres estimés et les tests de portemanteau (pour la normalité et le bruit blanc).

1. Test sur les paramètres :

- P-value(ϕ) = 0.00 < 0.05 $\Rightarrow H_1$ accepté
- P-value(θ) = 0.7179 > 0.05 $\Rightarrow H_0'$ accepté

Cela signifie que ϕ est significativement différent de zéro, confirmant son effet dans le modèle. En revanche, θ n'est pas significativement différent de zéro, ce qui indique qu'il n'a pas d'effet significatif dans le modèle.

2. Test de normalité (Jarque Bera) :

$$\begin{cases} H_0 : \text{Probability} > \alpha & \text{— la série suit la loi normale.} \\ H_1 : \text{Probability} < \alpha & \text{— la série ne suit pas la loi normale.} \end{cases}$$

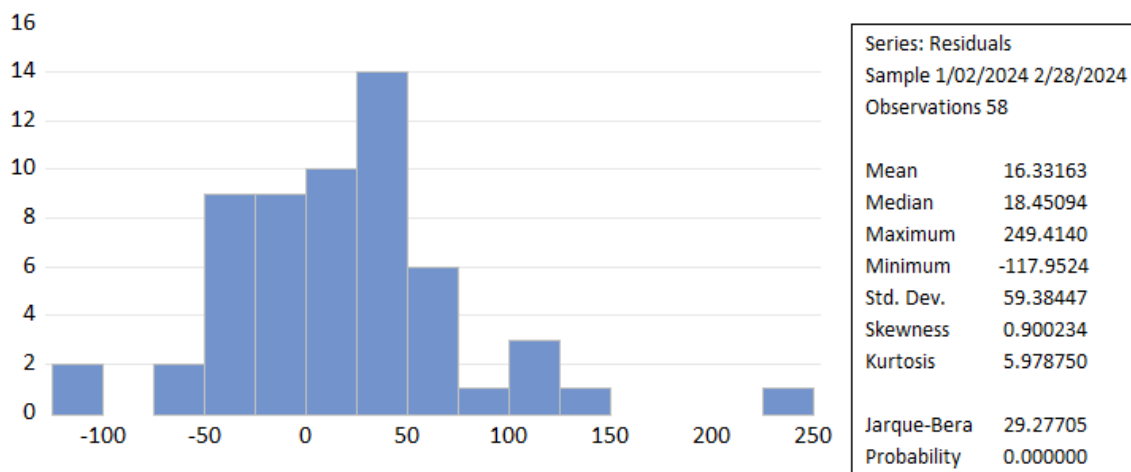


FIGURE 3.46 – Test de normalité de Jarque Bera

(Probability = 0.000) < 0.05 : H_1 acceptée — Normalité non validée.

3. Test sur les résidus : test de Bruit Blanc :

Hypothèses :

- H_0 : les résidus sont à bruit blanc (BB)
- H_1 : les résidus ne sont pas à bruit blanc (BB)

Date: 06/04/24 Time: 19:35
 Sample: 1/02/2024 2/28/2024
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

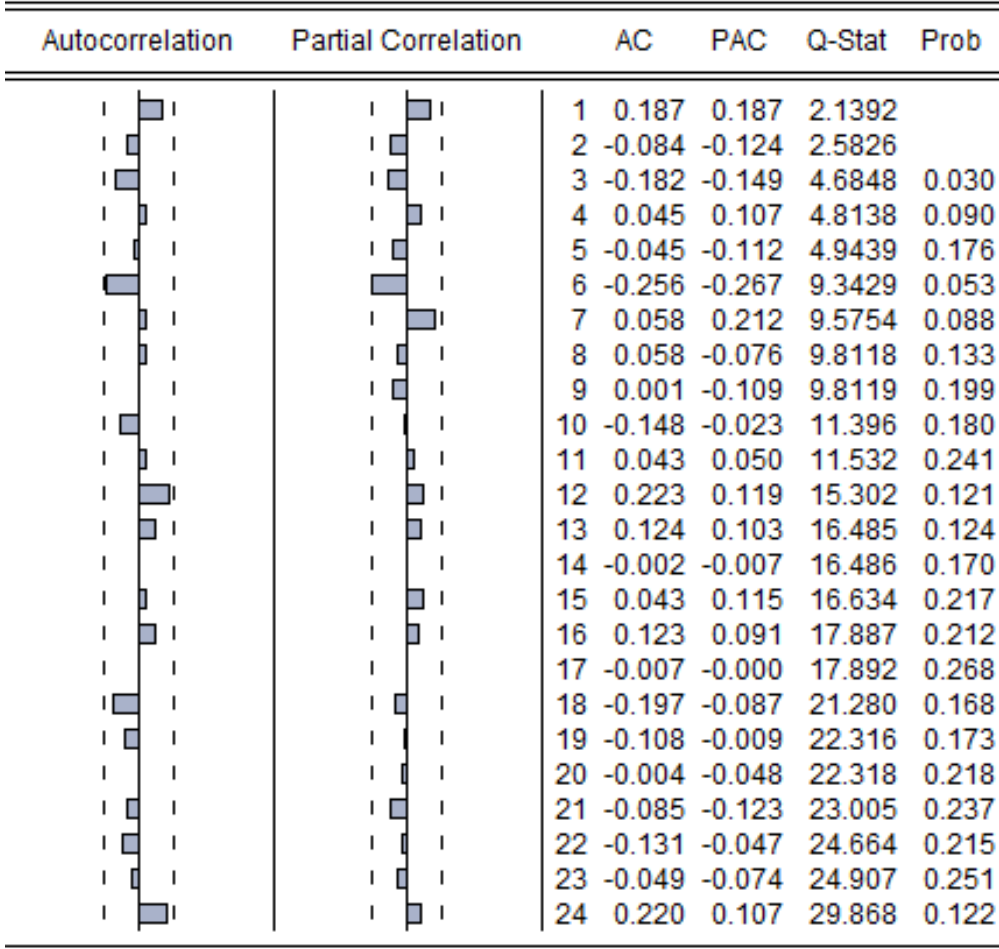


FIGURE 3.47 – Corrélrogramme des résidus

Toute les P-value ne sont pas > 0,05 donc H_1 est accepté et les résidus ne sont pas à BB.

Pour notre modèle ARMA(3,2), tous les tests ont donné des résultats négatifs ; ce qui affectera la précision des prévisions par BJ.

Prévision Les prévisions par la méthodologie de BJ sont données directement par Eviews.

3/29/2024	30.23644
3/30/2024	22.46018
3/31/2024	21.83544
4/01/2024	27.93049
4/02/2024	20.74728
4/03/2024	20.17018
4/04/2024	25.80041
4/05/2024	19.16501
4/06/2024	18.63192

FIGURE 3.48 – Prévisions par le modèle ARMA (3,2)

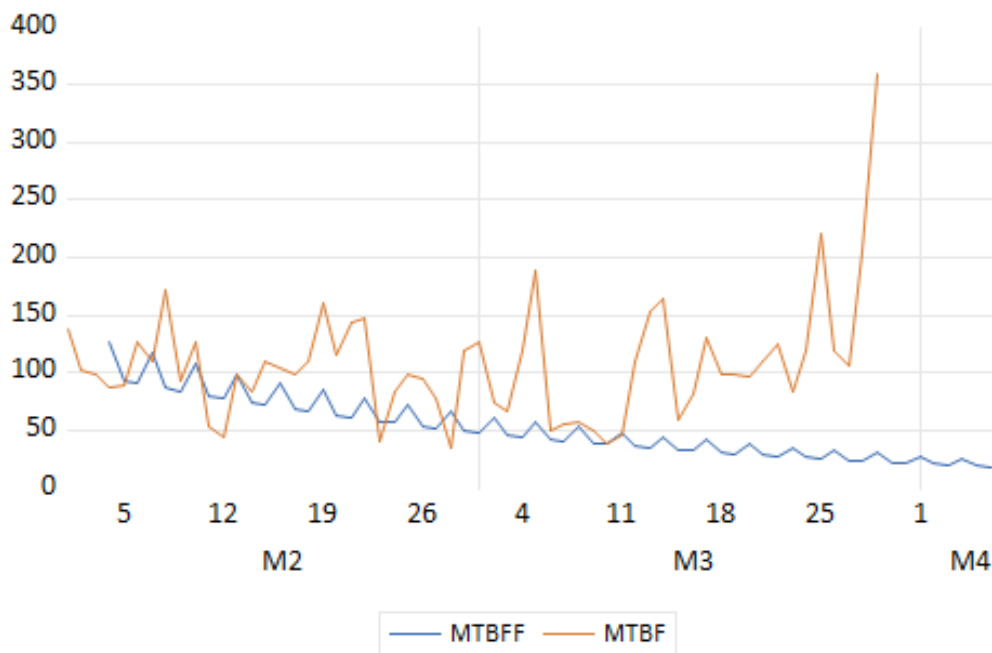


FIGURE 3.49 – Graphe de prévision de la chronique

Métrique	ERMA	TR
Holt Winter Additif	35.01%	64.98%
Holt Winter multiplicative	34.76%	65.24%
Modèle de Box Jenkins	46.31%	53.69%

TABLE 3.3 – Comparaison entre Holt Winter Additif et multiplicative et Modèle de Box Jenkins

Les prévisions pour les indicateurs ERMA et TR se sont avérées peu fiables car elles n'ont pas atteint le seuil de fiabilité fixé par l'entreprise. L'entreprise a déterminé qu'un seuil acceptable de précision est de 85%. Or, les résultats obtenus en appliquant la méthodologie Box-Jenkins aux données chronologiques de notre série montrent que les prévisions dévient significativement de ce seuil. Par conséquent, ces prévisions sont considérées comme faibles et ne répondent pas aux critères de performance définis..

3.8 Développement d'un réseau de neurones artificielle

Les méthodes classiques de prévision ont montré des taux de réalité relativement faibles dans notre contexte d'étude, ce qui a limité leur efficacité pour obtenir des résultats précis et fiables. Face à ces limitations, nous avons décidé d'adopter une approche basée sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels. Ces réseaux, inspirés du fonctionnement du cerveau humain, possèdent une capacité exceptionnelle à modéliser des relations complexes et non linéaires au sein des données. Cette caractéristique les rend particulièrement adaptés à notre problématique de prédiction du MTBF, permettant d'améliorer significativement la précision et la fiabilité des prévisions par rapport aux méthodes traditionnelles[36].

3.8.1 Préparation des Données

Les données utilisées dans cette analyse comprennent quatre variables principales : la date, le MTBF, et MTTR et le nombre de pannes. Les données sont d'abord rassemblées dans un dictionnaire pour une organisation facile. Ensuite, elles sont placées dans un DataFrame, une structure de données tabulaire qui facilite le traitement et l'analyse. Les données sont ensuite reformatées en deux ensembles distincts : les variables d'entrée (X) et la variable cible (y). Les variables d'entrée incluent les colonnes Date, MTTR, et Nombre de pannes, tandis que la variable cible est représentée par la colonne MTBF.

1. Des dates plus récentes pourraient indiquer des technologies plus fiables.
2. Un MTTR plus court pourrait signaler une meilleure maintenance préventive.
3. Un nombre de pannes plus élevé pourrait suggérer un système plus sujet aux pannes.

Les données sont ensuite divisées en ensembles d'entraînement et de test. L'ensemble d'entraînement est utilisé pour ajuster le modèle, tandis que l'ensemble de test est utilisé pour évaluer la performance du modèle.

3.8.2 Construction du Modèle

Dans cette étape, nous élaborons un modèle de RNA en utilisant la méthode `keras.Sequential()` de la bibliothèque Keras. Cette méthode crée un modèle séquentiel, où les différentes couches sont empilées les unes sur les autres de manière séquentielle. Les différentes couches du réseau neuronal sont détaillées comme suit :

- **Couche d'entrée** : La première couche reçoit les données d'entrée normalisées, comprenant trois variables (Date, MTTR, Nombre de pannes).
- **Couches cachées** : Le modèle comporte trois couches cachées, chacune dotée de 64 neurones. Ces couches utilisent une activation ReLU, permettant aux neurones de traiter efficacement des données non linéaires.
- **Couche de sortie** : La dernière couche du réseau est composée d'un seul neurone sans fonction d'activation, générant ainsi la prédiction du MTBF pour chaque échantillon d'entrée.

Voici le schéma représentatif de notre réseau :

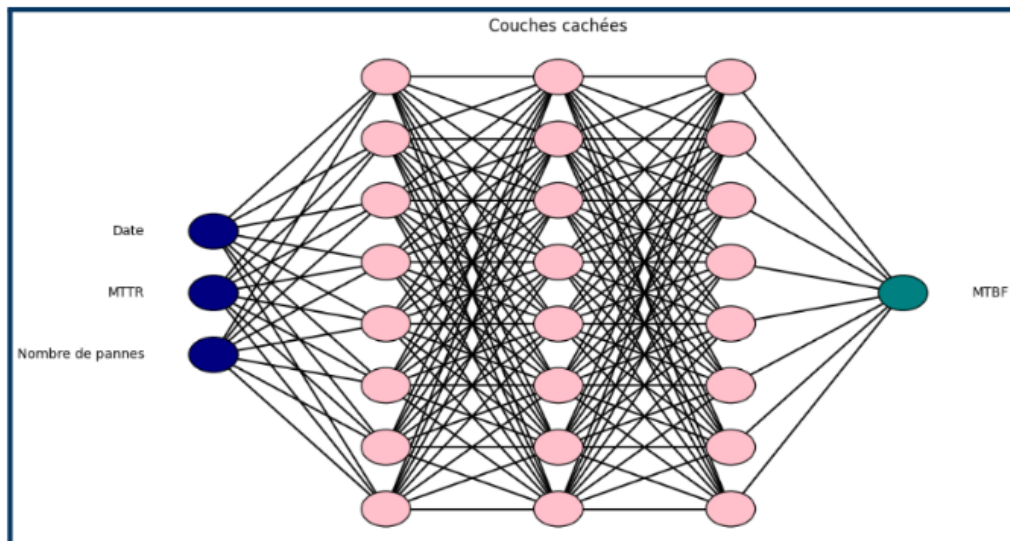


FIGURE 3.50 – Schéma représentatif de la structure du réseau construit

Une fois que le modèle est configuré, il est compilé à l'aide de l'optimiseur Adam. Cet optimiseur ajuste les poids des connexions entre les neurones du réseau, étant réputé pour sa rapidité et son efficacité à converger vers une solution optimale.

3.8.3 Entraînement du modèle

L'entraînement du modèle est une étape cruciale dans le processus de modélisation. Nous commençons par définir certains paramètres clés qui guideront cet entraînement :

epochs=100 : Ce paramètre indique que le modèle parcourra les données d'entraînement 100 fois. Ce processus permet au modèle d'apprendre progressivement en ajustant ses paramètres internes pour minimiser les erreurs de prédiction à chaque itération.

validation split(0.2) : Nous réservons 20 % des données d'entraînement pour la validation. Cela permet de surveiller et d'évaluer la performance du modèle sur un ensemble de données non utilisées pour l'entraînement, aidant ainsi à prévenir le surajustement.

Après l'entraînement, nous exploitons le modèle pour prévoir les comportements sur les données de test, et nous évaluons la précision de ces prédictions en calculant l'erreur relative moyenne (MAPE). Cette métrique nous aidera à comprendre l'efficacité du modèle en termes de précision des prédictions.

Pour les prédictions futures, nous avons généré une série de 10 dates consécutives. Nous avons utilisé les moyennes historiques du temps moyen de réparation (MTTR) et du nombre de pannes comme base pour nos prédictions, en supposant que ces moyennes restent constantes. Avant de faire des prédictions, nous normalisons les données futures pour qu'elles soient alignées sur la même échelle que les données d'entraînement. Après la prédiction, nous convertissons les résultats normalisés en leur échelle d'origine pour assurer la cohérence et la comparabilité avec les données historiques. Ces prédictions sont ensuite stockées dans un DataFrame qui associe chaque date future à sa prévision de MTBF.

3.8.4 Les résultats

Les résultats sont visualisés par un graphique qui compare les valeurs réelles du MTBF aux valeurs prédites pour les données de test, offrant une représentation visuelle immédiate de la précision du modèle.

En complément, nous calculons un "taux de réalité" qui évalue quelle part des prédictions se rapproche des valeurs réelles, offrant ainsi une mesure supplémentaire de la performance du modèle. Les résultats détaillés sont présentés sous forme de DataFrames, permettant une analyse approfondie et une meilleure compréhension des performances du modèle sur les données testées et les futures prédictions.

Ces analyses permettent non seulement de valider la justesse du modèle mais aussi d'identifier les potentiels axes d'amélioration pour des prédictions encore plus précises à l'avenir.

voici les résultats obtenue après compilation du code :

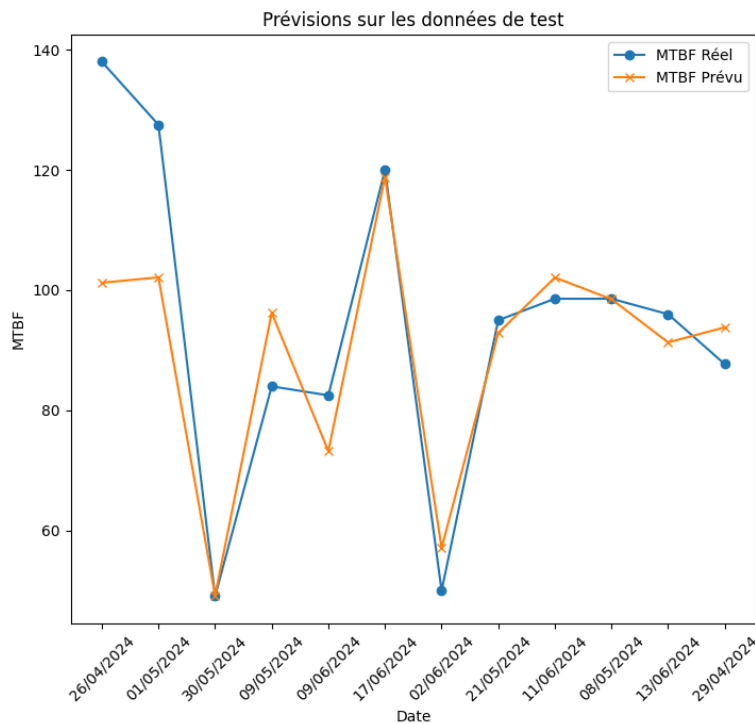


FIGURE 3.51 – Représentation visuelle du graphique des prévisions sur les données de test

Et nous avons obtenu les métriques suivantes :

```

Erreur relative moyenne (MAPE): 8.80%
Accuracy: 91.20%
R carré: 0.71
    
```

FIGURE 3.52 – Représentation visuelle du graphique des prévisions sur les données de test

Interprétation des résultats :

Le graphique montre deux courbes représentant l'évolution du MTBF réel et prévu sur une période donnée.

1. MTBF Réel (bleu) : Cette courbe indique les valeurs réelles du MTBF observées à différentes dates. Elle montre des fluctuations significatives, avec une tendance générale à la baisse suivie d'une remontée puis d'une stabilisation.
2. MTBF Prévu (orange) : Cette courbe montre les prévisions du MTBF pour les mêmes dates. Elle suit globalement les tendances de la courbe réelle, mais avec moins de variations extrêmes, indiquant une certaine stabilité dans les prévisions.
3. Erreurs et Réalité :
 - Erreur relative moyenne (MAPE) : 8.80% Cette valeur indique que, en moyenne, les prévisions du MTBF dévient de 8.80% par rapport aux valeurs réelles.
 - Accuracy : 91.20% Ce pourcentage montre que les prévisions étaient précises à 91.20%, ce qui est relativement élevé.

Voici les résultats des prévisions futures du MTBF générées par le réseau de neurones construit :

Prévisions futures :

	Date	MTBF Prévu
0	23/06/2024	133.672073
1	24/06/2024	134.786087
2	25/06/2024	135.900055
3	26/06/2024	137.014053
4	27/06/2024	138.128052
5	28/06/2024	139.242065
6	29/06/2024	140.356064
7	30/06/2024	141.470032
8	01/07/2024	142.584061
9	02/07/2024	143.698044

FIGURE 3.53 – Résultats des prévisions du MTBF par le réseau de neurones construit

Ce schéma représente la structure réelle du réseau de neurones artificiels utilisé dans ce modèle. Cette représentation visuelle illustre la complexité des connexions entre les différents nœuds du réseau.

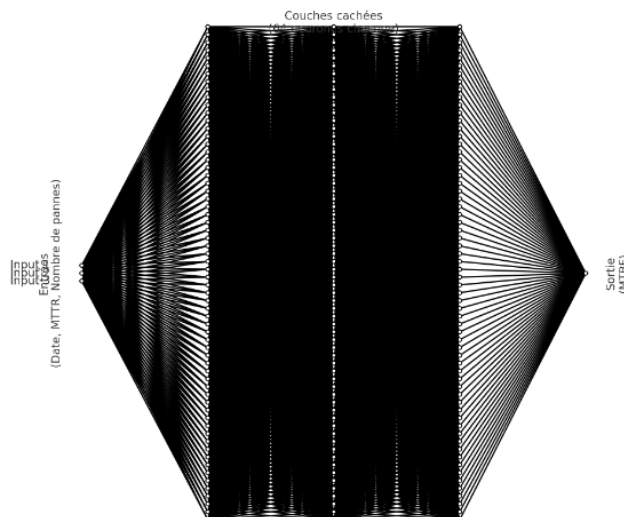


FIGURE 3.54 – La structure réelle du réseau de neurones artificiels

Les prévisions du MTBF sont relativement précises avec un MAPE de 8.80% et un taux de réalité de 91.20%. Cela suggère que les méthodes de prévision utilisées sont assez efficaces pour estimer le MTBF, bien que des améliorations pourraient encore être envisagées pour réduire l'erreur de prévision. Les fluctuations dans le MTBF réel nécessitent une analyse approfondie pour identifier les causes des défaillances pour améliorer la stabilité et la fiabilité du système ou de l'équipement concerné. Ce suivi continu peut également aider à améliorer la précision des prévisions futures.

Métrique	ERMA	TR
Holt Winter Additif	35.01%	64.98%
Holt Winter multiplicative	34.76%	65.24%
Modèle de Box Jenkins	46.31%	53.69%
RNA	8.80%	91.20%

TABLE 3.4 – Comparaison entre Holt Winter Additif, multiplicative et Modèle de Box Jenkins

Le réseau de neurones artificiels (RNA) se révèle être le modèle le plus efficace pour les prévisions dans ce contexte. Sa capacité à capturer les relations complexes et non linéaires dans les données lui permet de produire des résultats nettement plus précis et fiables par rapport aux méthodes traditionnelles telles que Holt-Winter et Box-Jenkins. Cela souligne l'importance d'intégrer des techniques d'apprentissage profond dans les stratégies de prévision modernes pour obtenir des résultats optimaux.

Nous nous sommes arrêtés ici car notre but était de dépasser les 85% fixés par l'entreprise. Cependant, en développant davantage nos modèles et en continuant à affiner nos méthodes, nous pourrions encore améliorer ces résultats. Un suivi continu et des ajustements réguliers permettront d'atteindre des niveaux de précision encore plus élevés, assurant une meilleure gestion de la maintenance et une fiabilité accrue des systèmes.

Cette approche continue et proactive de l'optimisation des prévisions met en évidence l'importance de l'innovation et de l'adaptabilité dans le domaine de la gestion des performances et de la maintenance des équipements.

3.9 Construction d'un système de la maintenance prédictive

3.9.1 Application des prévisions du MTBF dans le Choix des stratégies de Maintenance

Les résultats obtenus grâce au développement du modèle prévisionnel du MTBF nous ont permis de basculer entre différents types de maintenance et de choisir la méthode optimale pour chaque situation ou période, particulièrement pour la ligne NOR12. Si les prévisions indiquent un MTBF élevé, il est judicieux d'implémenter une maintenance préventive renforcée pour maximiser la disponibilité des équipements et réduire les interruptions non planifiées. À l'inverse, en cas de MTBF faible, une approche de maintenance corrective pourrait être plus avantageuse, permettant une réaction rapide aux pannes pour minimiser les impacts sur la

production. En somme, selon les résultats du MTBF, nous pouvons adopter la stratégie de maintenance la plus appropriée.

La prédiction des défaillances potentielles par le modèle soulève un nouveau problème : **devons-nous faire confiance à cette prédiction et mettre en place des actions et des moyens de maintenance alors que nous ne sommes pas certains qu'elle se réalisera ?**

Cette confiance est souvent difficile à instaurer au début en raison du manque d'expérience et de retour d'information sur l'utilisation de cette technique, Il est nécessaire d'alimenter continuellement le modèle de prévision en intégrant des méthodes de machine learning et en effectuant une analyse de données poussée[37]. Cela inclut l'analyse de la corrélation et de la causalité entre les différents paramètres et les facteurs contribuant aux défaillances de la machine.

Cette problématique met en lumière l'importance de supporter les techniques d'intelligence artificielle avec d'autres outils, tout en posant la question cruciale de l'optimisation du processus de prise de décision des interventions et du choix des stratégies de maintenance.

3.9.2 Renforcement des Prévisions par l'Analyse des Fluctuations des Cartes de Contrôle

La carte de contrôle, en tant qu'outil fondamental du contrôle statistique des processus (SPC), joue un rôle crucial dans le contrôle des paramètres de divers processus de production. Basée sur le principe du test d'hypothèse statistique, elle est utilisée pour enregistrer et surveiller la volatilité de certaines caractéristiques clés. Cependant, certaines recherches ont révélé qu'il est difficile de déterminer si une carte de contrôle va se détériorer rapidement en observant simplement les fluctuations. Dans cette optique, des études approfondies ont été réalisées sur le comportement des fluctuations des cartes de contrôle, et elles ont permis de classer les motifs en six catégories normales [5] :

- Déplacement vers le Haut (US).
- Déplacement vers le Bas (DS)
- Tendance à la Hausse (UT)
- Tendance à la Baisse (DT)
- Cyclique (CYC)
- Systématique (SYS)

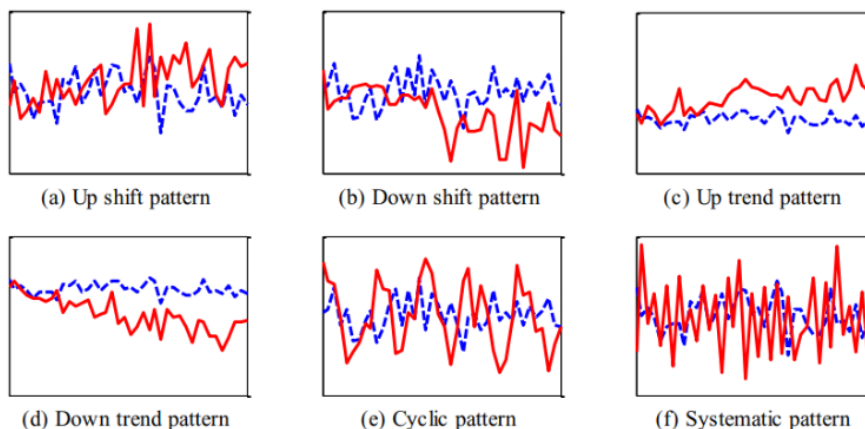


FIGURE 3.55 – Présentation des fluctuations sur les cartes de contrôle [5]

Nous avons exploité l'analyse de ces motifs pour établir une base solide pour anticiper les prochaines pannes en examinant le comportement et les tendances d'un paramètre sélectionné. Cela permet d'accélérer le processus de diagnostic et de prise de décision, améliorant ainsi l'intelligence de la surveillance des activités et des paramètres de maintenance.

1. Sélection des paramètres de maintenance à surveiller

L'analyse approfondie AMDEC et le diagramme de Pareto nous ont conduits à identifier plusieurs paramètres critiques qui impactent significativement la performance et la productivité de la ligne dont, le flux de rejet de la machine. En surveillant de près les fluctuations de la carte de contrôle de ce paramètre. Cette approche combinée avec les prévisions des MTBF nous permet de prendre des décisions éclairées sur les interventions à planifier.

2. Analyse des irrégularités et des fluctuations du flux de rejet

Les fluctuations d'une carte de contrôle peuvent se manifester sous différentes formes, chacune indiquant un type spécifique de variation dans le processus de production. Voici une explication de chaque type de fluctuation :

Déplacement vers le Haut (US) :

- **Description** : Il s'agit d'un saut soudain et permanent des valeurs vers le haut.
- **Cause possible** : Changement d'un composant, ajustement de la machine, ou modification dans le processus.

Déplacement vers le Bas (DS) :

- **Description** : Il s'agit d'un saut soudain et permanent des valeurs vers le bas.
- **Cause possible** : Changement d'un composant, usure de l'outil, ou changement dans les conditions environnementales.

Tendance à la Hausse (UT) :

- **Description** : Une augmentation progressive et continue des valeurs au fil du temps.
- **Cause possible** : Accumulation de l'usure de l'outil, augmentation progressive de la température de fonctionnement, ou amélioration progressive d'une compétence opératoire.

Tendance à la Baisse (DT) :

- **Description** : Une diminution progressive et continue des valeurs au fil du temps.
- **Cause possible** : Dégradation progressive de la qualité du composant, un désajustement mécanique progressif, baisse de performance de l'équipement, ou changement lent des conditions environnementales.

Cyclique (CYC) :

- **Description** : Les valeurs montrent une variation régulière et répétitive en forme de cycle.
- **Cause possible** : Fluctuations périodiques dans les conditions environnementales (comme la température ou l'humidité), cycles de maintenance de la machine, ou variations de la demande de production.

Systematique (SYS) :

- **Description** : Les valeurs montrent un motif répétitif spécifique, mais non nécessairement cyclique.
- **Cause possible** : Erreurs systématiques dans les processus de mesure, problèmes récurrents de l'équipement, ou erreurs de calibration.

L'analyse des variations du flux de rejet représente une méthode analytique qui offre une vision précise de la situation opérationnelle de la machine. En intégrant les divers scénarios résultants ou motifs observés dans les cartes de contrôle, et en corrélant ces observations avec les causes identifiées et les prévisions du MTBF futur, nous érigeons un socle robuste pour la maintenance prédictive. Cette approche simplifie considérablement la phase de planification des stratégies de maintenance, en permettant une prise de décision éclairée basée sur des données scientifiques et des analyses approfondies.

Expansion des Capacités de Maintenance Prédictive

Les avantages du développement d'un système de maintenance prédictive se manifestent par plusieurs aspects cruciaux pour l'optimisation des opérations industrielles. En effet, ce type de système permet avant tout d'anticiper les défaillances et les pannes d'équipement, offrant ainsi une gestion proactive des interventions de maintenance. Cette anticipation se traduit par une réduction significative des coûts de maintenance et d'exploitation, grâce à l'optimisation du temps et des ressources allouées à ces activités.

De plus, le développement d'un tel système contribue à améliorer les performances, la fiabilité et la productivité de l'équipement. En détectant et en corrigeant les problèmes potentiels avant qu'ils ne deviennent critiques, on minimise les arrêts non planifiés et on maximise la disponibilité opérationnelle.

Pour renforcer et développer efficacement ce type de maintenance, plusieurs actions sont nécessaires :

1. Alimentation continue du modèle de prévisions en temps réel.
2. Amélioration du modèle par l'apprentissage profond et automatique.
3. Analyse plus poussée et avancée des données.
4. Intégration de la surveillance en temps réel.

3.10 Conclusion

Ce chapitre présente la solution proposée pour améliorer la productivité et la performance de la ligne d'assemblage, suivant une méthodologie rigoureuse en réponse à notre problématique.

Nous avons défini les besoins de l'entreprise, le périmètre du projet ainsi que les objectifs globaux, accompagnés des sous-objectifs.

Ensuite, nous avons réalisé une analyse approfondie des composants critiques et des défaillances potentielles de la ligne, au cours de laquelle nous avons déterminé les points de défaillance et les risques associés.

Enfin, nous avons détaillé les solutions et les actions clés à mettre en œuvre pour chaque facteur clé de succès, développant des systèmes robustes pour finalement proposer une approche intégrée de gestion de la maintenance, incluant des stratégies de prévention proactive et de réactivité optimale face aux incidents, afin d'assurer la continuité opérationnelle et d'atteindre les objectifs de performance définis.

Conclusion générale

Le présent travail s'inscrit dans le cadre de l'optimisation de la gestion des activités de la maintenance au sein de Novo Nordisk, Local Manufacturing Algeria, l'entreprise leader dans le secteur pharmaceutique spécialisé dans la production et l'exportation de stylos d'injection de l'insuline en Algérie. Notre travail est initié dans une démarche globale d'amélioration continue du service de maintenance.

Pour ce faire, notre travail a connu quatre phases successives et reliées : Dans un premier lieu, nous avons approfondi notre compréhension de l'activité de l'entreprise, notamment en ce qui concerne l'assemblage des stylos d'injection d'insuline Flexpen. Cela a impliqué le suivi des lignes d'assemblage, l'analyse des opérations réalisées et l'évaluation des indicateurs de performance associés. Cette étape nous a permis de découvrir les processus métiers, d'identifier les divers dysfonctionnements et de poser les bases pour l'établissement d'un diagnostic précis.

Ensuite, nous avons entrepris une phase d'analyse et de diagnostic approfondi. Cette étape a impliqué la conduite de nombreux entretiens avec les parties prenantes clés du projet, ainsi qu'une analyse minutieuse des données collectées. Ces efforts nous ont permis de confirmer les dysfonctionnements identifiés. En conclusion de cette phase, nous avons défini une problématique précise, qui a été systématiquement abordée dans les phases suivantes pour développer des solutions efficaces.

Après cela, nous avons mis en place une démarche scientifique fondée sur des outils académiques afin de structurer et encadrer le processus de résolution. Cette étape nous a permis de concevoir l'architecture globale de la solution souhaitée et de définir un plan d'action détaillé pour son développement et sa mise en œuvre. Nous avons ainsi développé un système de maintenance prédictive basé sur les prévisions de MTBF, permettant d'optimiser les stratégies de maintenance et d'améliorer les performances opérationnelles grâce à des cartes de contrôle et une analyse approfondie des paramètres critiques.

Enfin, la phase finale de notre travail a consisté en la mise en œuvre du plan d'action établi et le développement de la solution proposée. La problématique identifiée comprend le besoin de planifier les différents types de maintenance et de les réaliser au meilleur moment sur les composants appropriés, le manque de consolidation et de traçabilité des interventions de maintenance, ainsi que l'obsolescence du processus de gestion des activités de maintenance.

La solution proposée se décompose en trois volets :

1. **Élaboration d'un planning de maintenance** : basé sur l'évaluation de la criticité et des défaillances des équipements, en introduisant les différents types de maintenance préventive tel que la maintenance systématique et conditionnelle.
2. **Développement d'un tableau de bord interactif et dynamique** : Cet outil permettra une meilleure visibilité et un suivi plus précis des activités de maintenance.

3. **Création d'un outil prévisionnel fondé sur l'intelligence artificielle** : En prédisant le MTBF, Nous allons anticiper et résoudre les problèmes d'équipement avant qu'ils ne deviennent critiques, réduisant ainsi les temps d'arrêt et économisant des ressources précieuses.
4. **Développement d'un Système de Maintenance Prédictive** : Ce système utilise des prévisions de MTBF et des cartes de contrôle pour optimiser les stratégies de maintenance et améliorer les performances opérationnelles.

La mise en œuvre de cette solution au sein de l'entreprise offre plusieurs avantages :

- Amélioration de la coopération entre les équipes de maintenance et de production.
- Réduction de la pression sur l'équipe de maintenance pour les réparations urgentes et les pannes imprévues.
- Diminution de la pression sur l'équipe de production pour rattraper les quantités perdues en raison des arrêts.
- Meilleure implication de toutes les équipes, favorisant une collaboration accrue et une plus grande autonomie dans la résolution et la prévention des problèmes.

Pour renforcer la solution proposée, plusieurs perspectives d'optimisation peuvent être explorées :

1. **Développement des standards de maintenance** : Mettre en place des procédures claires et uniformes pour les tâches de maintenance courantes, en s'appuyant sur le processus de détection et de résolution des problèmes déjà développé dans le cadre de la maintenance autonome. Cela permettra aux opérateurs de prendre en charge certaines actions de manière autonome, réduisant ainsi la dépendance vis-à-vis des techniciens spécialisés et augmentant l'efficacité globale du système de maintenance.
2. **Renforcement des formations et ateliers pour les équipes de maintenance et de production** : Investir dans des programmes de formation continue et des ateliers pratiques pour minimiser les erreurs humaines et garantir des interventions efficaces. Former les équipes sur les meilleures pratiques de maintenance, les nouvelles technologies et les protocoles de sécurité pour améliorer leur performance et leur sécurité.
3. **Développement de la maintenance prédictive** : Affiner les prévisions de maintenance en intégrant des données en temps réel dans le modèle prévisionnel développé. Cette approche permettra d'anticiper plus précisément les besoins de maintenance, de réduire les temps d'arrêt et d'améliorer l'efficacité des interventions.
4. **Introduction de KPI financiers pour le suivi de la performance des activités de maintenance** : Utiliser des indicateurs clés de performance financiers pour fiabiliser le processus décisionnel et identifier les domaines nécessitant des améliorations et optimiser la gestion des ressources et des coûts de maintenance.

Pour conclure, ce projet a été une expérience enrichissante qui nous a permis de développer nos compétences professionnelles, académiques et humaines. Il a non seulement consolidé mais aussi valorisé les précieuses connaissances acquises durant notre formation à l'École.

Bibliographie

- [1] Novo Nordisk. Who we are. <https://www.novonordisk.dz/fr/about/who-we-are.html>, 2024. Accessed : 2024-03-09.
- [2] Tribofilm. Les différents types de maintenance. <https://www.tribofilm.fr/les-differents-types-de-maintenance/>, 2024. Accessed : 2024-04-12.
- [3] Iman Ghalekhondabi, Ehsan Ardjmand, and Gary R. Weckman. An overview of energy demand forecasting methods published in 2005–2015. *Energy Systems*, 8, 2017.
- [4] MonCoachData. Comprendre les réseaux de neurones. <https://moncoachdata.com/blog/comprendre-les-reseaux-de-neurones/>, 2024. Accessed : 2024-05-25.
- [5] Jie Wang, Juan Li, and Cheng Hu. Recognition of control chart pattern using improved supervised locally linear embedding and support vector machine. *ResearchGate*, 2017. Accessed : 2024-06-09.
- [6] Algérie Presse Service (APS). Diabète. <https://www.paho.org/fr/sujets/diabete>, 2024. Accessed : 2024-04-14.
- [7] Novo Nordisk. Novo nordisk. <https://www.novonordisk.com/>, 2024. Accessed : 2024-03-10.
- [8] Zonebourse. Zealand pharma : un nouveau concurrent pour novo nordisk ? <https://www.zonebourse.com/actualite-bourse/Zealand-Pharma-un-nouveau-concurrent-pour-Novo-Nordisk--45800930/>, 2024.
- [9] Algérie Presse Service (APS). Diabète. <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/diabetes>, 2024. Accessed : 2024-04-14.
- [10] École La Machè. Erreurs absolue et relative. https://sti2d.ecolelamache.org/erreurs_absolue__relative.html, 2024. Accessed : 2024-04-18.
- [11] CyberPlan. Oee : définition, calcul et kpi. <https://cyberplan.it/fr/oe-definition-calcul-et-kpi/>, 2024. Accessed : 2024-04-14.
- [12] James P. Womack and Daniel T. Jones. *Lean Thinking : Banish Waste and Create Wealth in Your Corporation*. Free Press, New York, USA, 2nd edition, 2003.
- [13] Manutan. Le lean management : définition et outils. <https://www.manutan.com/blog/fr/lexique/le-lean-management-definition-et-outils>, 2024. Accessed : 2024-05-14.
- [14] SESA Systems. Conseils et méthodes lean. <https://www.sesa-systems.com/conseils-et-methodes-lean>, 2024. Accessed : 2024-04-19.
- [15] Qualité Performance. Les principes du management de la qualité. <https://www.qualiteperformance.org/comprendre-la-qualite/principes-et-fondamentaux/les-principes-du-management-de-la-qualite>, 2024. Accessed : 2024-04-20.
- [16] Atlassian. Kanban boards. <https://www.atlassian.com/fr/agile/kanban/boards#:~:text=%C2%AB%20Kanban%20%C2%BB%20est%20le%20mot%20japonais,tout%20le%20monde%20en%20phase>. Accessed : 2024-04-14.
- [17] Japan Institute of Plant Maintenance. *JIPM - TPM® : Sample Format - Sample Formats for the 12 Steps of TPM*. Productivity Press, Tokyo, Japan, 1996.
- [18] Augmentir. Six big losses. <https://www.augmentir.com/fr/lean-manufacturing/six-big-losses>, 2024. Accessed : 2024-04-21.

- [19] Mohamed Ben-Daya, Salih O. Duffuaa, Abdul Raouf, Jezdimir Knezevic, and Daoud Ait-Kadi, editors. *Handbook of Maintenance Management and Engineering*. Springer, London, UK, 1 edition, 2009.
- [20] Artis Groupe. Niveau de maintenance afnor. <https://www.artis-groupe.fr/blog/niveau-de-maintenance-afnor>, 2024. Accessed : 2024-05-12.
- [21] Aditya Parida. La mesure de la performance de la maintenance (mpm). 2006.
- [22] Atlassian. Mtb, mttr, mta et mttf. <https://www.atlassian.com/fr/incident-management/kpis/common-metrics>. Accessed : 2024-04-14.
- [23] Faculté des Sciences de la Technologie, Département Génie des Transports. FIABILITE, MAINTENABILITE, DISPONIBILITE. FMD, 2013-2014.
- [24] Joseph Kelada. Amdec. <http://neumann.hec.ca/sites/cours/6-510-96/AMDEC.pdf>, 2016. Accessed : 2024-05-12.
- [25] Learn Lean Sigma. Control charts. <https://www.learnleansigma.com/guides/control-charts/>. Accessed : 2024-04-14.
- [26] Stanley K. Smith and Terry Sincich. An empirical analysis of the effect of length of forecast horizon on population forecast errors. *Demography*, 28, 1991.
- [27] George E. P. Box and Gwilym M. Jenkins. *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco, first edition, 1970.
- [28] DataScientest. Fonctionnement des réseaux de neurones. <https://datascientest.com/fonctionnement-des-reseaux-neurones>, 2023. Accessed : 2024-05-25.
- [29] Pierre Besse. Réseaux de neurones : Applications. <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-rn.pdf>, 2024. Accessed : 2024-05-25.
- [30] Juripredis. Démystifier le machine learning - partie 2 : Les réseaux de neurones artificiels. <https://juripredis.com/blog/d%C3%A9mystifier-le-machine-learning-partie-2-les-r%C3%A9seaux-de-neurones-artificiels/>, 2024. Accessed : 2024-05-25.
- [31] Green Dot. 7 types of abnormalities in tpm. <https://greendot.co.in/7-types-of-abnormalities-in-tpm/>. Accessed : 2024-06-10.
- [32] Bienenseigner. Taxonomie de bloom. <https://www.bienenseigner.com/taxonomie-de-bloom/>. Accessed : 2024-06-10.
- [33] BusinessMap. Tableau kanban. <https://businessmap.io/fr/ressources/debuter-avec-tableau-kanban>, 2024. Accessed : 2024-06-01.
- [34] Steven Borris. *Total Productive Maintenance*. McGraw-Hill, New York, Chicago, San Francisco, Lisbon, London, Madrid, Mexico City, Milan, New Delhi, San Juan, Seoul, Singapore, Sydney, Toronto, 2006.
- [35] JMP Statistics Knowledge Portal. Box plot. https://www.jmp.com/fr_fr/statistics-knowledge-portal/exploratory-data-analysis/box-plot.html, 2024. Accessed : 2024-05-19.
- [36] Verveine Consulting. Maintenance prédictive et ia. <https://verveineconsulting.com/maintenance-predictive-et-lia/#:~:text=Le%C3%A9seau%20de%20neurones%20peut,potentielles%20avec%20une%20grande%20pr%C3%A9cision>, 2024. Accessed : 2024-05-19.
- [37] IBM. Predictive maintenance. <https://www.ibm.com/topics/predictive-maintenance>. Accessed : 2024-06-09.

Annexes

Décomposition fonctionnelle de la cell 3

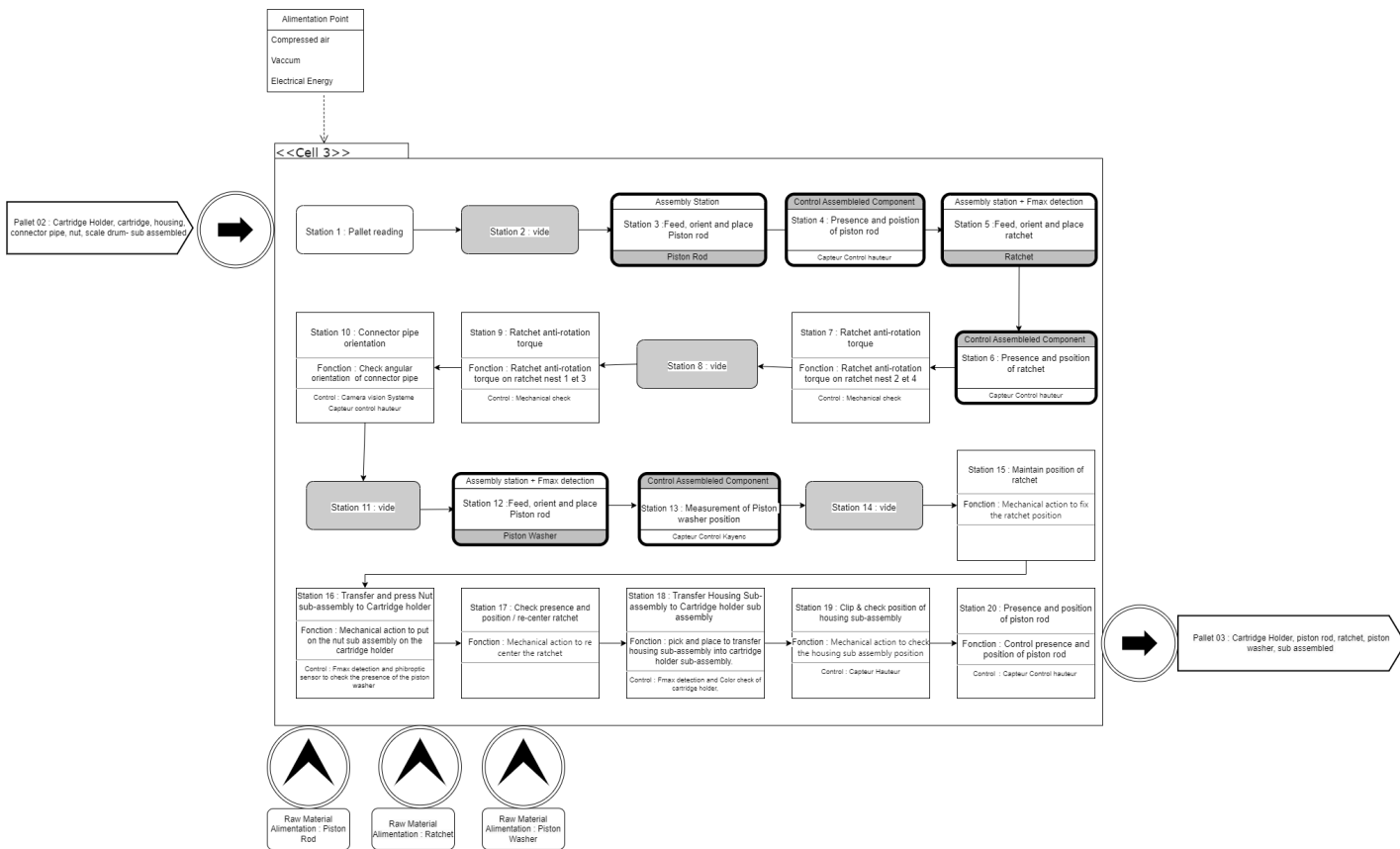


FIGURE 3.56 – Schéma représentatif de la décomposition fonctionnelle de la cellule 3

Décomposition fonctionnelle de la cell 4

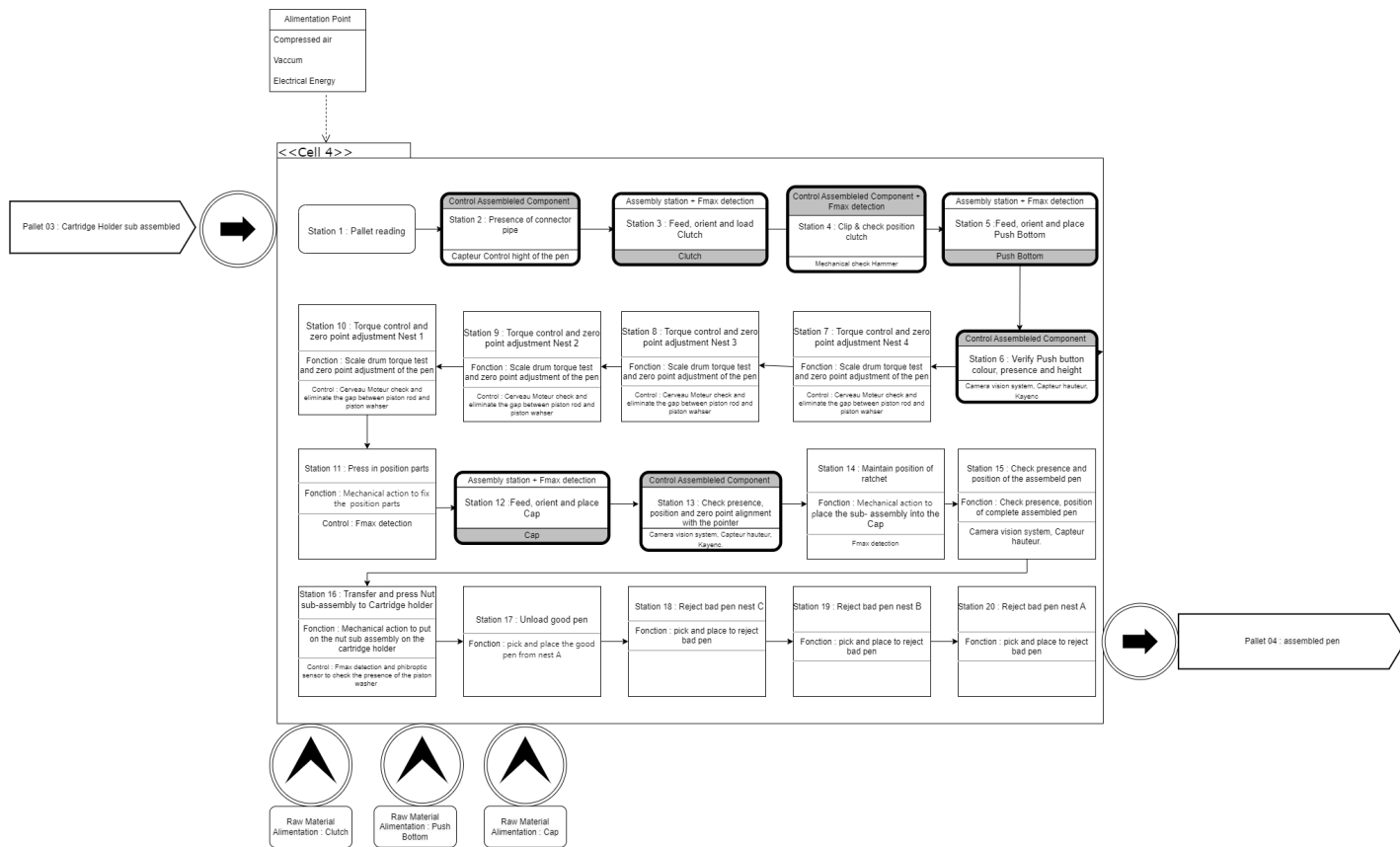


FIGURE 3.57 – Schéma représentatif de la décomposition fonctionnelle de la cellule 4

Représentation des stations critiques de la cell 3

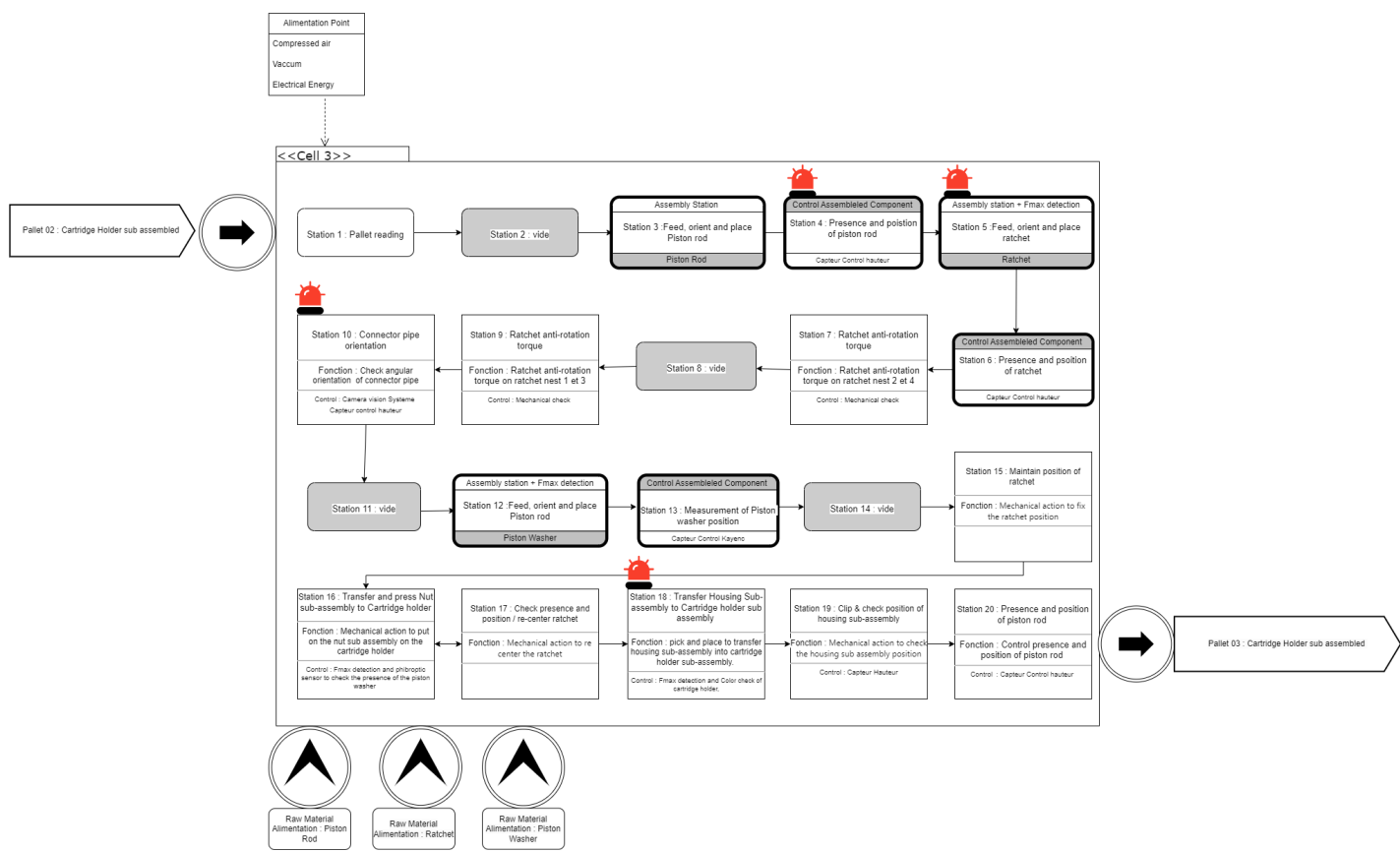


FIGURE 3.58 – Schéma représentatif des stations critiques de la cell 3

Représentation des stations critiques de la cell 4

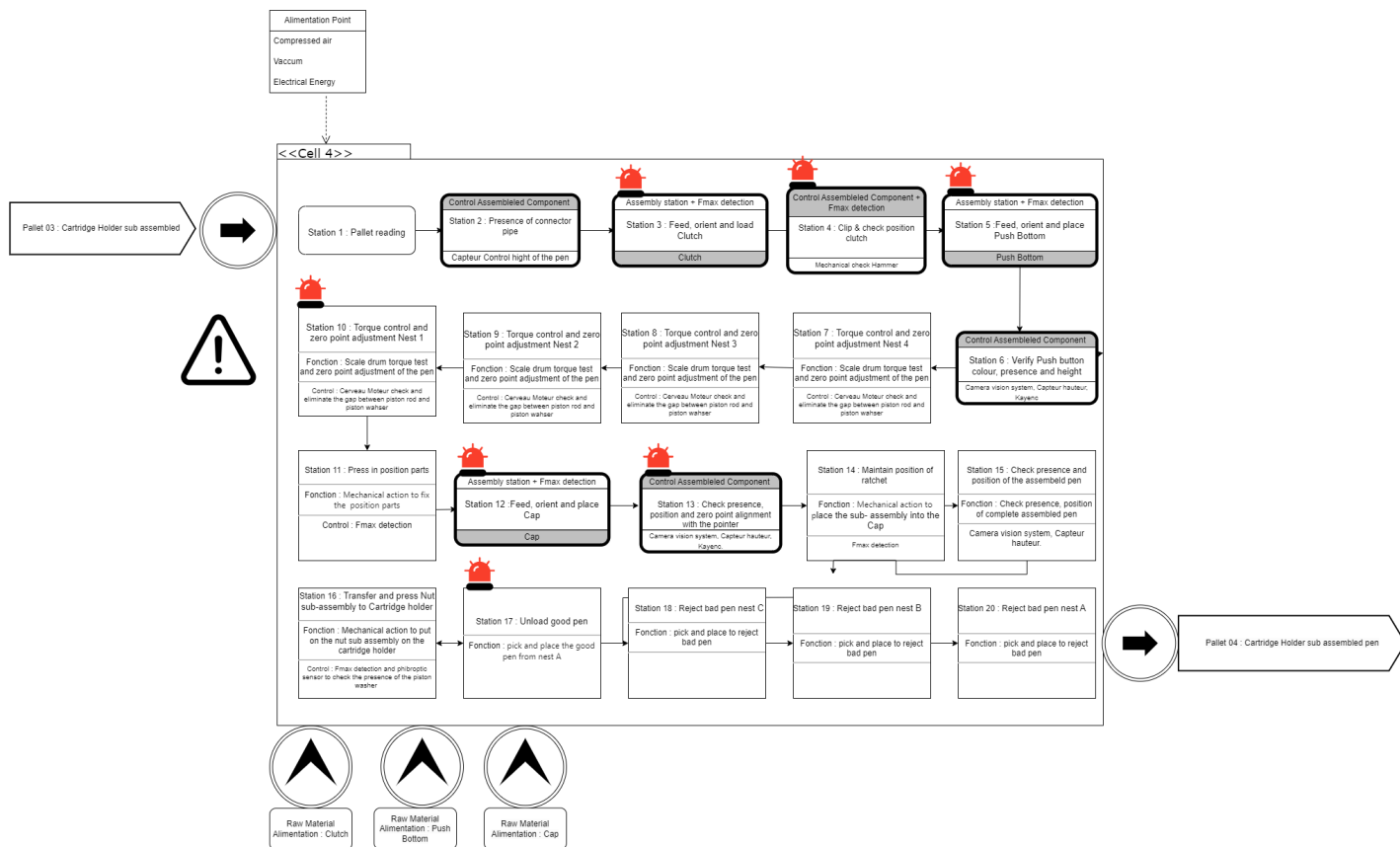


FIGURE 3.59 – Schéma représentatif des stations critiques de la cell 4

Évaluation de la criticité de la cellule 3

Station	Critère / Mode de défaillances	Critère AMDEC		Impact défaillance sur la qualité du produit	Impact défaillance sur la sécurité du technicien		Résultat				
		Production	Quality		Safety	Resultat					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Bad position cylinder	100	3	5	108	100.00%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Erroneous adjustment of sensors	100	3	5	108	100.00%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Bad position cylinder	90	3	5	98	91.74%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Erroneous adjustment of sensors	90	3	5	98	91.74%					
Station 5 : Feed, orient and place Ratchet	No picking, No placing	72	5	3	80	74.07%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	No rejection of components not assembled correctly	72	3	5	80	74.07%					
Station 5 : Feed, orient and place Ratchet	Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	72	3	3	78	72.22%					
Station 5 : Feed, orient and place Ratchet	Damage during assembly	72	3	3	78	72.22%					
Station 4 : Piston rod presence and position	Erroneous adjustment of position	72	3	0	75	69.44%					
Station 5 : Feed, orient and place Ratchet	Wrong control of process	72	0	3	75	69.44%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	wrong colour Cartridge holder	56	3	5	64	59.26%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	The function of verifying the correct Cartridge holder, Housing and Ratchet colour is not performed	56	3	5	64	59.26%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Approve wrong colour Cartridge holder	56	3	5	64	59.26%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Approve wrong colour Housing	56	3	5	64	59.26%					
station 18 : Transfer Housing Sub-assembly to Cartridge holder sub-assembly - Vision check of Cartridge holder	Approve wrong colour Ratchet	56	3	5	64	59.26%					
Station 10 : Connector pipe orientation	The function of verifying the orientation of the connector pipe is not performed	49	3	0	52	48.15%					

FIGURE 3.60 – Grille d'évaluation de la criticité de la cellule 4

Attribution des types de maintenance selon les différents critères de criticité

Station	Mode de défaillances	production	Quality	Safety maintenance	Resultat	Type de la maintenance				
		Criticite AMDEC	Impact defaillance sur la qualite du produit	Impact defaillance sur la securite du technicien		TBM	CBM	AM	IR : periodic maintenance	solution racine
Station 21 : Nest C unload incomplete sub-assemblies	prob mecanique gripper pince	90	3	0	93			fuite d'air, desserage et alignement de la machoir	verification alignement, verification gripper	
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	No picking, No placing	72	0	5	77		amortissement dumper	Verification alignement	Verification alignement	
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	Clutch remaining in nozzle after placing in pallet	72	5	5	82			--Inspecter la buse pour détecter d'éventuels dommages ou déformations. --Nettoyer la buse selon les instructions du fabricant.	--Vérifier la pression d'air et les fuites d'air dans le système pneumatique, vaccum	
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	Maximum force exceeded during placing	72	5	5	82	ajustement Fmax detection	suivie fmax deterioration (systeme de control de la force), carte de controle determiner les LSS,LCS.		challenge test, Nettoyer les pistons	
Station 3 : Feed, orient and load Clutch	Wrong control of process	72	0	5	77		fixateur,		suivie du standard et ajustement avant le stop	amelioration systeme de fixation des capteurs

FIGURE 3.61 – Attribution des types de maintenance selon les différents critères de criticité

Présentation du code de réseau de neurones utilisé

```
import pandas as pd
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
from datetime import datetime, timedelta
import matplotlib.pyplot as plt

# Charger les données
data = {
    'Date': [
        '26/04/2024', '27/04/2024', '28/04/2024', '29/04/2024', '30/04/2024',
        '01/05/2024', '02/05/2024', '03/05/2024', '04/05/2024', '05/05/2024',
        '06/05/2024', '07/05/2024', '08/05/2024', '09/05/2024', '10/05/2024',
        '11/05/2024', '12/05/2024', '13/05/2024', '14/05/2024', '15/05/2024',
        '16/05/2024', '17/05/2024', '18/05/2024', '19/05/2024', '20/05/2024',
        '21/05/2024', '22/05/2024', '23/05/2024', '24/05/2024', '25/05/2024',
        '26/05/2024', '27/05/2024', '28/05/2024', '29/05/2024', '30/05/2024',
        '31/05/2024', '01/06/2024', '02/06/2024', '03/06/2024', '04/06/2024',
        '05/06/2024', '06/06/2024', '07/06/2024', '08/06/2024', '09/06/2024',
        '10/06/2024', '11/06/2024', '12/06/2024', '13/06/2024', '14/06/2024',
        '15/06/2024', '16/06/2024', '17/06/2024', '18/06/2024', '19/06/2024',
        '20/06/2024', '21/06/2024', '22/06/2024'],
    'MTBF': [
        138.00, 102.86, 98.57, 87.69, 90.00, 127.50, 110.00, 172.50, 93.33,
        127.50, 53.33, 45.00, 98.57, 84.00, 110.00, 105.00, 98.18, 110.77,
        160.00, 115.00, 144.00, 146.67, 40.00, 83.08, 98.57, 95.00, 77.14,
        35.00, 120.00, 126.00, 73.33, 66.31, 120.00, 188.57, 49.09, 55.00,
        57.14, 50.00, 38.57, 46.15, 110.77, 153.33, 165.00, 60.00, 82.50,
        130.91, 98.57, 98.57, 96.00, 110.00, 125.45, 83.07, 120.00, 220.00,
        120.00, 106.15, 205.71, 360.00],
}
```

Présentation du code de réseau de neurones utilisé

```
'MTTR': [
14.30, 14.85, 14.90, 27.00, 16.25, 18.13, 17.92, 28.38, 12.22, 28.13, 50.44,
31.63, 17.50, 15.53, 18.92, 16.25, 24.27, 14.84, 22.77, 15.25,
18.00, 20.22, 5.00, 18.00, 14.79, 14.75, 36.50, 20.42, 55.00,
23.60, 16.38, 16.73, 3.00, 13.71, 35.86, 29.75, 11.71, 16.44,
31.93, 18.58, 12.62, 18.00, 25.88, 10.50, 14.88, 20.36, 27.64,
27.64, 24.06, 16.25, 13.45, 21.84, 13.00, 15.50, 14.09, 11.62,
11.57, 7.00],
'Nombre de pannes': [
10, 14, 14, 13, 16, 8, 12, 8, 9, 8,9, 8, 14, 15, 12, 4, 11, 13, 9, 12,10, 9, 3,
13, 14, 12, 14, 12, 6, 10,18, 19, 3, 7, 22, 24, 21, 18, 28, 26,13, 9, 8, 2, 16,
11, 14, 14, 15, 12,11,13, 12, 6, 11, 10, 7, 4]
}

# Convertir les données en DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Convertir les dates en nombres
df['Date'] = pd.to_datetime(df['Date'], format='%d/%m/%Y')
df['Date'] = df['Date'].map(datetime.toordinal)

# Préparer les données
X = df[['Date', 'MTTR', 'Nombre de pannes']]
y = df['MTBF']

# Normaliser les données
scaler_X = MinMaxScaler()
scaler_y = MinMaxScaler()

X_scaled = scaler_X.fit_transform(X)
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.values.reshape(-1, 1))

# Diviser les données en ensembles d'entraînement et de test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y_scaled, test_size=0.2, random_state=42)
```

Présentation du code de réseau de neurones utilisé

```
# Construire le modèle
model = keras.Sequential([
    keras.layers.Dense(64, activation='relu', input_shape=(X_train.shape[1],)),
    keras.layers.Dense(64, activation='relu'),
    keras.layers.Dense(64, activation='relu'),
    keras.layers.Dense(1)
])

model.compile(optimizer='adam', loss='mse')

# Entraîner le modèle
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=100, validation_split=0.2, verbose=0)

# Prédiction
y_pred_scaled = model.predict(X_test)
y_pred = scaler_y.inverse_transform(y_pred_scaled)

# Calcul de l'erreur relative moyenne
def mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred):
    return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100

mape = mean_absolute_percentage_error(scaler_y.inverse_transform(y_test), y_pred)

# Calcul de l'accuracy
accuracy = 100 - mape

# Calcul du R carré
r2 = r2_score(scaler_y.inverse_transform(y_test), y_pred)

# Afficher les résultats des prévisions sur les données de test
df_predictions = pd.DataFrame({
    'Date': scaler_X.inverse_transform(X_test)[: , 0],
    'MTTR': scaler_X.inverse_transform(X_test)[: , 1],
    'Nombre de pannes': scaler_X.inverse_transform(X_test)[: , 2],
    'MTBF Réel': scaler_y.inverse_transform(y_test).flatten(),
    'MTBF Prévu': y_pred.flatten()
})
```

Présentation du code de réseau de neurones utilisé

```
# Prédiction futures
future_dates = [datetime(2024, 6, 23) + timedelta(days=i) for i in range(10)]
future_dates_ord = [date.toordinal() for date in future_dates]
future_mttr = [np.mean(df['MTTR'])] * 10 # Utiliser la moyenne des MTTR pour la prévision
future_nombre_de_pannes = [np.mean(df['Nombre de pannes'])] * 10 # Utiliser la moyenne des pannes pour la prévision

future_X = pd.DataFrame({
    'Date': future_dates_ord,
    'MTTR': future_mttr,
    'Nombre de pannes': future_nombre_de_pannes
})

future_X_scaled = scaler_X.transform(future_X)
future_predictions_scaled = model.predict(future_X_scaled)
future_predictions = scaler_y.inverse_transform(future_predictions_scaled)

df_future_predictions = pd.DataFrame({
    'Date': future_dates,
    'MTBF Prév': future_predictions.flatten()
})

df_future_predictions['Date'] = df_future_predictions['Date'].dt.strftime('%d/%m/%Y')

# Affichage des graphiques
plt.figure(figsize=(14, 7))

# Graphique des prévisions sur les données de test
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(df_predictions['Date'], df_predictions['MTBF Réel'], label='MTBF Réel', marker='o')
plt.plot(df_predictions['Date'], df_predictions['MTBF Prév'], label='MTBF Prév', marker='x')
plt.xlabel('Date')
plt.ylabel('MTBF')
plt.title('Prévisions sur les données de test')
plt.xticks(rotation=45)
plt.legend()

plt.tight_layout()
plt.show()
```