الجـمـــهـوريـة الجـزائـريـــة الديمقـراطـيـــة الـشـعـبـيـــة
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العـلـــمـــــــي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جـــامعة أبي بـكـــــــر بـلـقـــايـد – تـــلمسـان –
Université Aboubekr Belkaïd – Tlemcen

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MASTER
En : Génie industriel
Spécialité : Ingénierie de production

Par: BOULKERTOUS Soulaf
MEDJAHED Abrar Kenza

Thème

Application d'une IA pour l'amélioration de la qualité dans un système de production Cas d'étude

Date de soutenance : le 24 juin 2026, devant le jury composé de :

M/ KAHOUADJI Housseyn Amin	MCA	Université de Tlemcen	Président
Mme/ HOUBAD Yamina	MCB	Université de Tlemcen	Examinatrice 1
Mme/ BOUKENADIL Bahidja	MCA	Université de Tlemcen	Examinatrice 2
Mme /BENDJELLOUL Amina	MCB	Université de Tlemcen	Encadrant
M/ BESSENOUCI Hakim Nadir	MAA	Université de Tlemcen	Go-Encadrant

Année universitaire : 2025 - 2026

Remerciements

بِسْمِ ٱللَّهِ ٱلرَّحْمَٰنِ ٱلرَّحِيمِ

Nous tenons, avant tout, à exprimer notre profonde gratitude envers le directeur de l'entreprise pour nous avoir accueillis au sein de son établissement et pour avoir accepté de nous fournir les informations nécessaires à la réalisation de ce projet.

Nous souhaitons également remercier nos encadrants pour leur suivi, leurs orientations pertinentes ainsi que leur engagement, qui ont largement contribué à la qualité de ce travail.

Nous adressons également nos sincères remerciements à Monsieur **Belkaid Fayçal** pour sa disponibilité, son accompagnement et son soutien tout au long de ce travail.

Enfin, nous exprimons notre reconnaissance à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce projet.

À toutes ces personnes, nous adressons nos sincères remerciements.

Soulaf & Abrar

Dédicace

À la fille que j'étais au début de ce parcours,
celle qui doutait parfois, qui se sentait perdue entre la pression, la fatigue et les longues nuits, mais qui a quand même continué.
Je dédie ce travail à moi-même, pour chaque moment difficile dépassé, pour chaque effort invisible, et pour cette force que j'ai découverte en chemin.
À ma mère, avant tout.
Pour son amour inconditionnel, sa patience, ses sacrifices silencieux et sa présence dans chaque étape de ma vie.
Merci d'avoir toujours cru en moi, même dans les moments où je doutais de moi-même. Ce travail est aussi le vôtre.
À mon père,
pour son soutien, ses conseils et tous les efforts qu'il a fournis afin de me permettre d'avancer et de poursuivre mes études dans les meilleures conditions.
Merci pour votre confiance et votre présence tout au long de ce parcours.
À mes amis , pour leur soutien, leurs encouragements et leur présence tout au long de ce parcours.
À toutes les personnes qui ont cru en moi, de près ou de loin.
Et enfin…
à mes rêves.
Ceux qui me rappellent chaque jour que je suis faite pour aller plus loin, apprendre davantage, construire, créer et laisser ma propre trace.

BOULKERTOUS Soulaf

Dédicace

J’ai le plaisir de dédier ce travail à :

À moi-même et à mon cher binôme,

en témoignage de notre collaboration, de notre courage et de notre persévérance tout au long de ce parcours universitaire. Je nous souhaite un avenir rempli de réussite, de bonheur et de succès.

À ma chère mère,

pour son amour infini, sa tendresse, ses sacrifices et ses prières qui m’ont accompagnée tout au long de mon parcours.

À mon cher père,

pour son soutien indéfectible, ses conseils précieux et tous les efforts qu’il a consentis pour me permettre de réussir.

À mon grand-père et à ma grand-mère,

pour leur sagesse et leurs précieux conseils. Ils ont toujours été présents à mes côtés pour me soutenir, m’encourager et me guider.

À mon frère et à mes sœurs,

pour leur affection, leurs encouragements et leur présence constante. Merci d’avoir toujours été à mes côtés.

À toute ma famille,

pour leur soutien moral et leurs prières.

À mes amis,

pour leur présence, leurs encouragements et les beaux moments partagés.

À toutes les personnes qui ont cru en moi et m’ont soutenue de près ou de loin.

MEDJAHED Abrar Kenza

Table des matières

Remerciements ..... **i**

Dédicace ..... **ii**

Dédicace ..... **iii**

Liste des figures ..... **viii**

Liste des tableaux ..... **ix**

Liste des abréviations ..... **x**

Introduction générale **1**

CHAPITRE 1 : Généralités et état de l'art sur la qualité **3**

I. Introduction 4

II. Définitions et concepts fondamentaux de la qualité 4

1) Définition de la qualité 4

2) Importance de la qualité dans l'industrie : 5

3) Évolution du concept de la qualité 7

4) Management de la qualité dans les systèmes industriels 8

5) Normes et référentiels de la qualité 9

III. Les outils de la qualité (Analyse et Maîtrise des Processus) 11

1) Présentation générale des outils de la qualité : 11

2) Les outils classiques de la qualité (Les outils de base) 11

3) Les outils avancés de la qualité 14

IV. Limites des approches traditionnelles de la qualité 17

1) L'incapacité à gérer la complexité et le "Big Data" 17

2) Le manque d'anticipation et de prédiction 18

3) L'évaluation humaine 18

V. Transition vers la qualité intelligente (Qualité 4.0) 18

1) En route vers une digitalisation de la qualité : 18

2) Flux de données dans un système industriel (Industrie 4.0) Rôle des données industrielles (Big Data) 19

3) Internet des objets (IoT) et suivi en temps réel 19

4) Limites des approches traditionnelles face à la complexité 20

5) Besoin d'outils intelligents pour une qualité prédictive 20

VI. Conclusion 21
CHAPITRE 2 : **Intelligence artificielle 22**
I. Introduction 23
II. Définition de l'intelligence artificielle 23
III. L'objectif de l'intelligence artificielle 24
IV. Brève évolution historique de l'Intelligence Artificielle 25
V. Différence entre l'IA informatique classique et automatisation 27
1) La logique de fonctionnement 27
2) Répétition par rapport à l'évolution 27
3) Données structurées par rapport aux données non structurées 27
4) Synthèse des différences clés : 28
VI. Le Rôle de l'IA dans la Transformation Digitale 28
VII. Inspection de Qualité par Vision Informatique 29
VIII. Apprentissage automatique (Machine Learning) 29
1) Définition du Machine Learning 29
2) Pourquoi le machine learning est-il approprié pour les données industrielles ? 30
3) Les diverses formes d'apprentissage 30
IX. Intelligence Artificielle dans l'industrie 31
X. IA et Maintenance Prédictive (PdM) 32
XI. L'Intelligence Artificielle et l'amélioration des processus 32
XII. Intelligence Artificielle et soutien à la prise de décision industrielle 33
XIII. Processus de développement d'un modèle prédictif 33
1) Collecte des données industrielles 33
2) Prétraitement des données (Nettoyage et Transformation) 33
3) Sélection des variables appropriées (Ingénierie des caractéristiques) 34
4) Formation du modèle 34
5) Vérification et évaluation des performances 34
XIV. L'Intelligence Artificielle appliquée à la qualité industrielle 35
1) Discontinuité entre Qualité Traditionnelle et Qualité Prédictive 35
2) Identification et anticipation des non-conformités 35
3) Analyse des causes fondamentales par l'Intelligence Artificielle (Analyse de la Cause Racine) 36
XV. Synthèse et positionnement du projet 36

CHAPITRE 3 : **Présentation de l'entreprise** **38**

I. Introduction 39

II. Présentation de l'entreprise 39

III. Les différents types de boissons gazeuses dans l'entreprise X 40

IV. Les matières premières 40

V. Organigramme hiérarchique 41

VI. Processus de fabrication 41

1) Section de traitement d'eau 41

2) Section de siroperie « produit semi fini » 42

3) Section fabrication boisson gazeuse « produit fini » 44

4) Section de contrôle qualité : 45

VII. Présentation de la ligne de remplissage 47

VIII. Conclusion 48

CHAPITRE 4 : **Démarche de l'analyse statistique à la modélisation prédictive du processus de remplissage** **50**

I. Introduction 51

II. Identification de la problématique 51

1) Justification scientifique et normative de la tolérance interne de ±2 ml pour le format 2 L 51

2) Analyse du Processus de Remplissage par la Méthode des Cartes de Contrôle Statistique 52

3) Protocole d'échantillonnage 52

4) Calcul des Paramètres de la Carte de Contrôle 53

5) Résultats de l`échantillons 54

6)Analyse et interprétation des résultats 55

III. Approche Prédictive par Intelligence Artificielle 57

1) Démarche de modélisation 57

1.1) Description de la base de données 57

1.3) Analyse Exploratoire des Données 61

1.4) Modèles de Machine Learning Utilisés 62

1.5) Évaluation des Modèles 62

1.6) Interprétation et Application Industrielle 64

IV. Proposition de solutions 65

1) Solution 1 : Système d'alerte prédictive 65
2) Solution 2 : Régulation automatique par contrôleur PID 65
3) Comparaison des deux solutions : 66
V. Conclusion 67
Conclusion générale 68
Références 70
Annexe 73
Résumé 77

Liste des figures

Figure 1: Triangle QCD. 7
Figure 2: Cycle PDCA. 9
Figure 3: Diagramme d'Ishikawa illustrant la recherche des causes racines d'une non-conformité. 12
Figure 4: Exemple de diagramme de Pareto appliqué à la hiérarchisation des défauts de production. 13
Figure 5: A.M.D.E.C. 15
Figure 6: Flux de données dans un système industriel. 19
Figure 7: Système IoT pour le suivi en temps réel des processus industriels. 20
Figure 8: Utilisation de l'IA dans les systèmes de production. 32
Figure 9: Linge de production. 40
Figure 10: Schéma montre la hiérarchie de l'entreprise. 41
Figure 11: Section de siroperie « produit semi fini ». 43
Figure 12: Le soufflage. 44
Figure 13: Le bouchage. 44
Figure 14: Refractomètre. 45
Figure 15: Mesure de pression. 46
Figure 16: Table de carbonatation. 47
Figure 17: Ligne de remplissage rotative des bouteilles. 48
Figure 18: Cartes de contrôle $\bar{X}$ et R du processus de remplissage - Format 2L. 55
Figure 19: Pipeline de préparation des données pour la modélisation. 58
Figure 20: Description de la base de données : Répartition Conforme / Non conforme et distribution du niveau de remplissage. 59
Figure 21: Analyse exploratoire — Niveau vs Cadence, Importance des variables (Random Forest), Distribution cadence selon conformité. 61
Figure 22: Résultats de la modélisation Accuracy, Validation croisée, Matrice de confusion et Importance des variables. 63
Figure 23: Schéma fonctionnel du système d'alerte prédictive. 65
Figure 24: Schéma fonctionnel du système de régulation PID. 66

Liste des tableaux

Tableau 1: La famille ISO 9000. 10
Tableau 2: Étude comparative. 28
Tableau 3: Etude comparative. 31
Tableau 4: Paramètres statistiques : Cartes de contrôle et capabilité | Format 2L | Tolérance ±0,02 L. 53
Tableau 5: Résultats détaillés des 30 sous-groupes - Carte de contrôle $\bar{X}$ et R (Format 2L).[26] 54
Tableau 6: Variables de la base de données. 58
Tableau 7: Variables de la base de données et statistiques descriptives. 59
Tableau 8: Comparaison des performances des trois modèles. 64
Tableau 9: Importance des variables dans le modèle Radom Forest. 64
Tableau 10: Comparaison des deux solutions proposées. 66

Liste des abréviations

ISO : Organisation internationale de normalisation.

QCD : Qualité – Coût – Délai

PCDA : Plan – Do – Check – Act

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

IA : Intelligence Artificielle

RPA : Robotic Process Automation

ML: Machine Learning

SPC: Statistical Process Control

CP: Process Capability

CPK: Process Capability Index

PID : Proportional – Integral – Derivative

Std: Standard Deviation

CV: Coefficient of Variation

RMSE : Root Mean Square Error

Introduction générale

L'Industrie 4.0 a radicalement modifié le panorama industriel, en mettant en place des réseaux de production interconnectés et un flux considérable de données issues des machines, des opérateurs et des matériaux. Cette déferlante de données ouvre des horizons inédits pour optimiser la performance des sociétés, tout en mettant en évidence les contraintes des techniques classiques de contrôle qualité. Ces approches, majoritairement réactives, ont du mal à prévoir les écarts et à assurer une qualité stable dans des contextes de production de plus en plus complexes.

La qualité s'est imposée comme un élément stratégique crucial pour la compétitivité industrielle, car elle affecte directement la satisfaction client, la minimisation des pertes et l'amélioration des processus. Les méthodes traditionnelles, qui reposent sur des vérifications occasionnelles ou des examens au hasard, ne satisfont pas aux exigences d'une gestion proactive et prédictive de la qualité. Il s'avère donc crucial d'examiner des solutions intelligentes aptes à gérer d'importants volumes de données et à fournir des renseignements pertinents pour la prise de décisions.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle, et plus spécifiquement l'apprentissage automatique, apparaît comme un instrument prometteur pour optimiser la gestion de la qualité. En examinant les informations du secteur et en repérant les éléments déterminants qui affectent l'efficacité des procédures, on peut anticiper les circonstances problématiques avant l'apparition de problèmes et suggérer des mesures correctives ou préventives appropriées.

L'objectif de ce projet est de créer et mettre en œuvre un système d'assistance à la décision basé sur l'intelligence artificielle, qui serait en mesure de prévoir les non-conformités et de proposer des conseils précis aux responsables de la qualité et de la production. L'intention est de montrer la capacité des systèmes intelligents à optimiser les processus industriels, minimiser les pertes et améliorer constamment la qualité, contribuant de ce fait à l'implémentation de méthodes de qualité plus performantes axées sur les données.

Devant ces observations, plusieurs questions se posent : comment peut-on exploiter efficacement les données industrielles afin d’anticiper les non-conformités avant leur apparition ? Dans quelle mesure les méthodes d’apprentissage automatique peuvent-elles optimiser la prise de décision en matière de qualité industrielle ? Quels sont les facteurs les plus déterminants de la performance qualité, et comment les analyser pour proposer des actions préventives adaptées ? Enfin, comment intégrer ces outils intelligents au sein des systèmes de production afin de promouvoir une approche proactive et durable de la gestion de la qualité ?

CHAPITRE 1

Généralités et état de l’art sur la qualité

I. Introduction

Actuellement, la qualité représente un outil stratégique crucial pour les sociétés industrielles. Dans l'ère de l'Industrie 4.0, marquée par une interaction homme-machine renforcée, une numérisation extensive des processus et des exigences de durabilité, il ne suffit plus de simplement gérer la qualité ; c'est devenu un impératif vital pour assurer la pérennité et la compétitivité des entités.

Confrontées à une compétition mondiale féroce et à des attentes clients de plus en plus rigoureuses et instables, les entreprises sont incitées à mettre en place des approches qualité organisées, intégrées et anticipatives, aptes non seulement à repérer les irrégularités, mais aussi à les prévoir. Cette progression va au-delà du simple respect des normes et nécessite une perspective stratégique où la qualité se transforme en un catalyseur d'amélioration constante, de minimisation des pertes et d'optimisation des procédés industriels.

Dans ce contexte, il devient crucial de comprendre non seulement les concepts fondamentaux de la qualité, mais aussi les méthodes, outils et approches modernes qui permettent de gérer efficacement les systèmes de production complexes. Les défis contemporains exigent d'aller au-delà des méthodes traditionnelles de contrôle qualité et d'explorer des solutions intelligentes capables de traiter de grandes quantités de données et de fournir des informations exploitables pour la prise de décision.

Ce chapitre vise à exposer les principes fondamentaux et l'état actuel de la qualité industrielle, en soulignant son évolution au fil du temps, ses techniques traditionnelles et modernes, ainsi que les opportunités offertes par la numérisation et l'intelligence artificielle pour métamorphoser la gestion de la qualité en un véritable atout stratégique.

II. Définitions et concepts fondamentaux de la qualité

1) Définition de la qualité

L'idée de qualité, essentielle dans les secteurs du management et de l'industrie, diffère en fonction des courants de pensée et des normes internationales. Voici les définitions essentielles suggérées par la norme ISO 9000 ainsi que par des spécialistes de premier plan (Juran, Deming, Crosby) :

Selon la norme ISO 9000

La norme internationale ISO 9000 fournit un vocabulaire de référence pour les systèmes de management de la qualité. Elle définit la qualité de manière précise et mesurable :

« La qualité est le degré auquel un ensemble de caractéristiques intrinsèques d'un objet satisfait à des exigences. »

Selon Joseph M. Juran

Pour Joseph Juran, l'un des pères fondateurs de la gestion de la qualité, la définition doit se concentrer sur l'adéquation du produit ou service aux attentes pratiques du consommateur :

« La qualité, c'est l'aptitude à l'usage (Fitness for use). »

Selon W. Edwards Deming

W. Edwards Deming, dont les travaux ont révolutionné l'industrie japonaise, adopte une approche orientée vers le client et l'amélioration continue, en mettant l'accent sur les besoins futurs :

« La qualité doit viser les besoins du client, actuels et futurs. »

Selon Philip B. Crosby

Philip Crosby prône une vision radicale où la qualité n'est pas une mesure de degré mais une conformité stricte à des spécifications établies, éliminant ainsi toute ambiguïté :

« La qualité, c'est la conformité aux exigences (Conformance to requirements). » [1]

2) Importance de la qualité dans l'industrie :

La qualité joue un rôle crucial dans l'opération et la performance des sociétés industrielles. Elle ne se concentre plus uniquement sur la conformité du produit aux normes techniques, mais englobe l'intégralité des processus visant à répondre de manière pérenne aux besoins des clients, tout en garantissant l'efficience et la profitabilité des systèmes de production. Dans un contexte industriel caractérisé par une concurrence intense et une mutation rapide des marchés, la qualité se transforme en un élément clé pour se démarquer et être compétitif.

La qualité a un impact direct sur la satisfaction et la fidélisation de la clientèle, d'un côté. Un produit qui est conforme, fiable et constant augmente la confiance des consommateurs et améliore la réputation de l'entreprise. Par contre, la présence de défauts ou de non-conformités peut conduire à des plaintes, des retours de produits et à une dégradation de la réputation sur le marché. Par conséquent, la qualité constitue un enjeu stratégique crucial pour préserver et renforcer la position concurrentielle des entreprises industrielles.

Par ailleurs, la qualité constitue un élément crucial dans la maîtrise des coûts de production. Une qualité insuffisante engendre des coûts additionnels liés aux déchets, aux opérations de retravail, aux interruptions de production ainsi qu'à la perte de matières premières. En intégrant la qualité dès les premières phases du processus de production, les entreprises peuvent réduire significativement ces coûts de non-qualité et améliorer leur performance globale. La qualité devient ainsi un levier d'optimisation économique et un moteur d'amélioration continue des processus industriels.

De plus, la qualité est intrinsèquement liée à la conformité aux exigences normatives et réglementaires. Dans plusieurs domaines industriels, comme l'agroalimentaire, les entreprises doivent respecter des normes sévères destinées à assurer la sécurité et la conformité de leurs produits. L'instauration d'un système de gestion de la qualité ne se limite pas à répondre à ces critères, elle contribue également à l'organisation des processus internes et garantit une meilleure traçabilité des actions.

Finalement, dans le cadre de l'Industrie 4.0, la qualité acquiert une importance encore plus tactique. L'intégration du numérique dans les systèmes de production et l'accès grandissant aux données ouvrent la voie à des améliorations significatives en matière de suivi, d'analyse et de gestion de la qualité. Néanmoins, cette sophistication croissante expose également les insuffisances des méthodes conventionnelles souvent orientées vers la réaction, soulignant le besoin d'adopter des stratégies davantage proactives et prédictives pour garantir une qualité efficace et pérenne.[2]

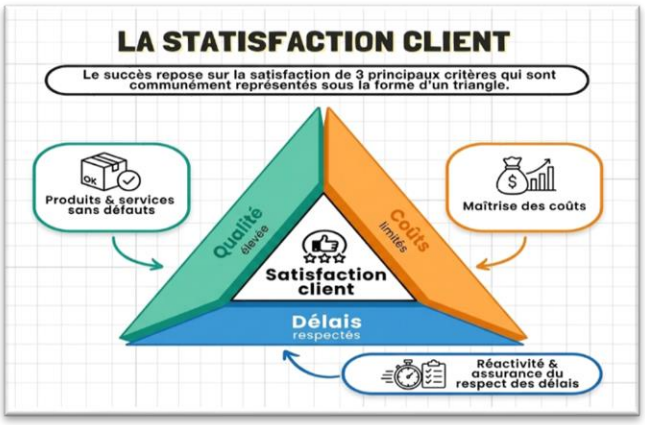


Figure 1: Triangle QCD.

3) Évolution du concept de la qualité

L'idée de la qualité a subi une transformation considérable au cours du temps, concomitamment avec l'évolution des systèmes industriels et des méthodes de production. Au départ, la qualité était essentiellement liée à une démarche d'inspection, consistant à contrôler le produit fini pour identifier et supprimer les anomalies. Cette vision corrective se concentrait principalement sur la distinction entre les produits conformes et non conformes, sans intervenir sur les causes fondamentales des problèmes (Garvin, 1988).

Cette méthode d'inspection a révélé ses restrictions face à l'industrialisation grandissante et à la hausse des volumes de production. C'est alors que les entreprises ont progressivement adopté des techniques d'assurance qualité intégrées au processus de fabrication. Le but ne se limitait plus à identifier les anomalies en fin de processus, mais consistait à contrôler les paramètres clés tout au long du déroulement afin de réduire l'émergence des non-conformités.

Par la suite, le concept d'assurance qualité a vu le jour, représentant une avancée significative dans l'évolution de cette idée. Cette méthode s'appuie sur l'établissement de processus, de standards et de systèmes documentés pour assurer une qualité stable et contrôlée. Ainsi, la responsabilité de la qualité est collective, englobant non seulement le département qualité, mais tous les intervenants au sein de l'organisation (ISO 9000, 2015).

À l'heure actuelle, la qualité fait partie d'une approche générale de gestion de la qualité, intégrée à la stratégie de l'entreprise. Elle se base sur des concepts tels que l'amélioration constante, la prévention des erreurs et le contentement durable du client. Cette évolution marque la transition d'une approche principalement corrective vers une démarche préventive, axée sur l'anticipation des problèmes plutôt que leur simple rectification.

Dans le cadre actuel de l'Industrie 4.0, cette progression se dirige vers ce qui est dénommé la Qualité 4.0. Cette approche mise sur la numérisation des processus, l'accès renforcé aux données et la connexion entre les systèmes industriels pour améliorer le contrôle et l'efficacité de la qualité. Ce nouveau paradigme pave le chemin pour l'intégration de technologies sophistiquées, conduisant vers des méthodes plus intelligentes et prédictives pour gérer la qualité (LNS Research, 2017). [1],[3]

4) Management de la qualité dans les systèmes industriels

La gestion de la qualité est un élément essentiel dans la structuration des systèmes industriels contemporains. Ce n'est pas simplement une série de procédures ou de vérifications finales, mais plutôt une démarche globale intégrée à tous les processus de l'entreprise. Dans un environnement industriel caractérisé par la complexité des lignes de production et une concurrence acharnée, une gestion de qualité adaptée garantit la conformité des produits, la satisfaction des clients et l'efficacité générale de l'entité.

1. Influence du management sur l'approche qualité

La gestion occupe une place centrale dans l'application et la durabilité de l'approche qualité. Il est chargé d'établir la politique de qualité, de déterminer les objectifs stratégiques et de répartir les ressources nécessaires pour leur accomplissement. L'implication de la direction est perçue comme un élément essentiel de réussite, puisqu'elle conditionne l'adhésion des employés et la propagation d'une culture de qualité au sein de l'organisation. Une gestion engagée contribue à prévenir les non-conformités plutôt qu'à les rectifier ultérieurement.

2. L'intégration de la qualité dans les processus de production

Dans une approche contemporaine, la qualité est incorporée dès les premières phases du processus de fabrication. Elle participe à la création des produits, à la sélection des matériaux, à l'organisation de la production et au suivi des processus. Cette incorporation facilite la minimisation des risques de défaillances, l'optimisation des processus de production et la réduction des dépenses associées à la non-qualité. Par conséquent, la qualité s'intègre au processus industriel en tant qu'élément inhérent et ne constitue pas une activité distincte.

3. Concept d'amélioration constante « Le principe d'amélioration continue est central dans la gestion de la qualité ».

Il s'appuie sur une évaluation fréquente des performances, la détection des divergences et l'application de mesures d'amélioration graduellement. La démarche est souvent structurée à l'aide d'instruments comme le cycle PDCA (Planifier-Exécuter-Vérifier-Agir). Le but est de perfectionner constamment les processus, les produits et les modes de fonctionnement pour s'adapter aux changements des besoins du marché et garantir la compétitivité à long terme de l'entreprise.

Ce cycle démontre la logique itérative du management de la qualité, reposant sur les phases de planification, d'exécution, de contrôle et d'ajustement constant des processus. [4]

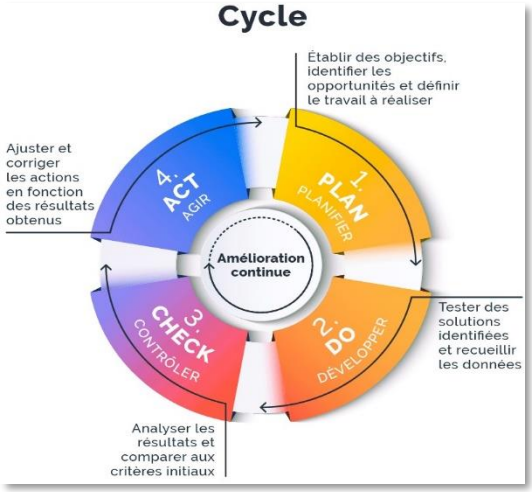


Figure 2: Cycle PDCA.

5) Normes et référentiels de la qualité

- L'idée de la normalisation : un outil stratégique La normalisation va au-delà d'une simple standardisation technique ; elle représente le fondement essentiel de l'organisation des systèmes de gestion contemporains. Son but principal est de mettre en place une norme commune qui permettrait à toutes les organisations, sans tenir compte de leur dimension ou localisation, d'harmoniser leurs procédures opérationnelles. Cette approche de normalisation cible trois axes stratégiques majeurs :
- Conformité et interopérabilité : Assurer que les produits et services respectent constamment les normes réglementaires ainsi que les attentes de la clientèle.
- Amélioration de la performance : Minimiser les problèmes internes et les dépenses associées à l'absence de qualité.
- La confiance des parties prenantes : Renforcer la crédibilité de l'entreprise auprès de ses partenaires, investisseurs et consommateurs finaux.

L'ISO (Organisation Internationale de Normalisation)

Créée en 1947 et située à Genève, l'ISO se distingue comme une entité prépondérante parmi les organisations de régulation internationales. En tant qu'organisme international rassemblant des institutions nationales de normalisation issues de plus de 160 pays, elle conçoit des normes qui dépassent les limites géographiques. L'ISO a pour mission de favoriser le commerce mondial en fournissant des normes qui englobent à la fois des détails techniques précis et des structures de gouvernance à grande échelle. Elle joue le rôle d'un moteur d'innovation et de transfert technologique.

La famille ISO 9000

Organisation et objectifs La gamme de normes ISO 9000 représente la norme de gestion de la qualité la plus reconnue et appliquée à l'échelle mondiale. Elle se base sur une collection cohérente de documents qui s'imbriquent les uns dans les autres :

Tableau 1: La famille ISO 9000.

Norme	**Titre**	**Description**
Iso 9000	Principes essentiels et vocabulaire	Elle définit les concepts fondamentaux (les 7 principes de management de la qualité) et la terminologie nécessaire pour éviter toute ambiguïté d'interprétation.
Iso 9001	Exigences du système de gestion	C'est la seule norme de la famille pouvant donner lieu à une certification. Elle définit les critères rigoureux du "quoi faire" pour assurer la satisfaction client.
Iso 9004	Lignes directrices pour l'amélioration	Elle va au-delà de la simple conformité pour viser l'excellence et la performance durable de l'organisation sur le long terme.

La transition vers l'ISO 9001 version 2015

La refonte de 2015 a constitué un tournant significatif dans l'histoire de la qualité, évoluant d'une approche « axée sur le contrôle » vers une approche « axée sur la stratégie préventive ».

Cette version repose sur deux idées centrales :

1. L'approche par processus : La norme requiert une perspective intégrale de l'organisation. On ne considère plus l'entreprise comme une collection de silos (départements), mais plutôt comme un ensemble d'activités interconnectées où chaque résultat de processus sert d'entrée pour le suivant.

2. L'approche orientée vers les risques (Risk-based Thinking) : C'est la nouveauté principale de la version 2015. Elle encourage les gestionnaires à détecter, juger et prévoir les risques et opportunités avant qu'ils ne nuisent à la qualité finale. En incorporant ces normes modernes, l'ISO 9001 : 2015 se transforme en un authentique instrument de direction stratégique, améliorant la souplesse et la capacité d'adaptation organisationnelle face à un marché global de plus en plus instable.[1],[5]

III. Les outils de la qualité (Analyse et Maîtrise des Processus)

1) Présentation générale des outils de la qualité :

Dans le contexte du Management de la Qualité Totale (TQM) ou de l'amélioration continue Lean Six Sigma), les outils de qualité ne sont pas des accessoires futiles, mais bien des instruments précieux pour soutenir la prise de décision. Ils favorisent la transition d'un management intuitif (basé sur des hypothèses) à un management factuel (basé sur des données quantifiables). Leur mise en œuvre vise à atteindre trois objectifs essentiels :

1. Repérer les irrégularités (Quoi ?).

2. Examiner les raisons fondamentales (Pourquoi ?).

3. Uniformiser les solutions (Comment assurer leur durabilité ?)

2) Les outils classiques de la qualité (Les outils de base)

- Le Diagramme d'Ishikawa (Diagramme de causes à effets)

Cet instrument graphique, élaboré par Kaoru Ishikawa, sert à catégoriser toutes les causes potentielles conduisant à un effet spécifique (généralement un problème ou une défaillance). L'analyse s'articule autour de la méthode des 5M, garantissant qu'aucune piste ne soit omise :

- Matière : Qualité des composants, matières premières.
- Matériel (Machines) : État des équipements, maintenance, outillage.
- Main-d'œuvre : Compétences, formation, fatigue ou erreurs humaines.
- Méthodes : Procédures de travail, modes opératoires, réglages.
- Milieu : Environnement de travail (température, éclairage, poussière).[7]

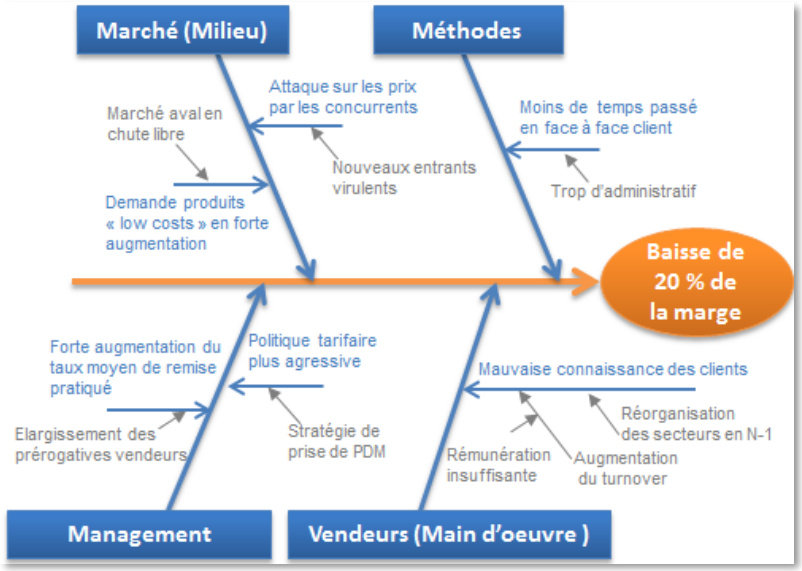


Figure 3: Diagramme d'Ishikawa illustrant la recherche des causes racines d'une non-conformité.

- <u>Le Diagramme de Pareto</u>

L'application de la « loi des 20/80 » se manifeste à travers le diagramme de Pareto. En termes de qualité, cela implique généralement que 20% des sortes de défauts sont responsables de 80% du total des déchets. C'est présenté sous la forme d'un diagramme à barres où les causes sont classées selon leur fréquence décroissante, accompagné d'une courbe de valeurs cumulées (courbe de Lorenz).

Exemple en statistiques : Dans une unité de montage, l'analyse pourrait démontrer que parmi les 10 sortes de dysfonctionnements repérés, seulement 2 (la surchauffe et le blocage) sont responsables de 78% des interruptions de machines. En s'attaquant à ces deux aspects, on aborde la majorité de la problématique.

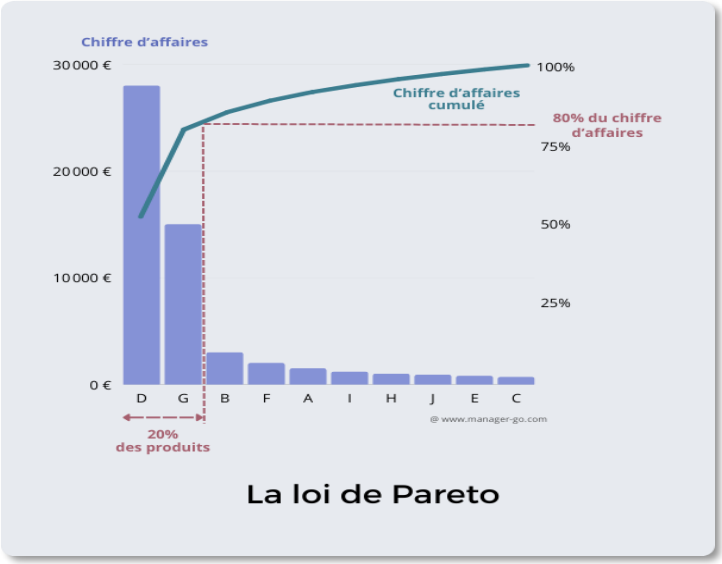


Figure 4: Exemple de diagramme de Pareto appliqué à la hiérarchisation des défauts de production.

- La Méthode des 5 Pourquoi

La technique des 5 Pourquoi est un procédé d'interrogation répétitive employé pour examiner les liens de cause à effet qui se cachent derrière un problème spécifique.

Son principe fondamental est de ne pas se limiter aux symptômes visibles (ce que l'on perçoit immédiatement), mais d'approfondir jusqu'à trouver la cause profonde (l'origine véritable du problème).

Le concept est clair : si l'on se contente de gérer le symptôme, le problème finira par se reproduire. En s'attaquant à la source du problème, on évite de manière permanente sa réapparition.

Le nombre « 5 » est représentatif ; il symbolise le nombre moyen d'itérations requises pour sortir du cadre technique et atteindre une défaillance organisationnelle ou humaine. Généralement, le processus se déroule en suivant ces étapes :

1. Formuler le problème : Exposer de façon objective ce qui pose problème.

2. Poser la question « Pourquoi ? » : Déterminer la cause directe du niveau antérieur.

3. Répéter l'action : Poursuivre en posant la question jusqu'à ce que la réponse indique un processus défaillant ou une règle absente. 4. Établir la mesure corrective : Intervenir sur la réponse du dernier « Pourquoi ».

- L'Histogramme

Analyse de la dispersion et de la capabilité

Un histogramme est une illustration graphique de la répartition d'une variable continue (telle que le poids, la longueur, la température, etc.). Il facilite la conversion d'une liste de données brutes, souvent inintelligibles, en une représentation claire de la « santé » d'une production. Dans un contexte industriel, sa fonction principale est de :

• Observer la moyenne réelle en comparaison avec la valeur cible.

• Évaluer la dispersion (le degré de variation).

• Évaluer la production en fonction des Limites de Tolérance (LSL/USL) spécifiées dans le cahier des charges.

Dans une procédure « sous contrôle », les données tendent généralement à se distribuer selon une loi normale (courbe en forme de cloche ou courbe de Gauss). Cela indique que la plupart des produits se situent près de la moyenne et que les cas extrêmes sont peu fréquents. • Si la courbe est étroite : La procédure est précise (faible écartement). • Si la cloche est grande : Le processus manque de stabilité ou de précision.

L'histogramme est l'étape visuelle préalable au calcul des indices de capabilité :

• Cp (Capabilité court terme) : Compare la largeur de la cloche à l'intervalle de tolérance autorisé. Il indique si la machine peut être précise.

• Cpk (Indice de centrage) : Vérifie si la cloche est bien centrée entre les bornes. Un Cpk > 1.33 est généralement la norme visée en industrie automobile ou aéronautique. [6]

3) Les outils avancés de la qualité

- **L'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité)**

L'AMDEC représente une technique d'évaluation de la fiabilité visant à identifier les pannes éventuelles d'un système, à mesurer leurs répercussions et à instaurer des dispositifs de protection. On identifie généralement trois formes d'AMDEC :

- AMDEC Produit : Employée pendant la phase de conception pour garantir la fiabilité du produit à venir.

- AMDEC Processus : Employée pour examiner les procédures de production et repérer les potentielles fautes durant l'assemblage ou le travail des matériaux.

- AMDEC Moyen (Machine) : Employée pour juger la fiabilité et la disponibilité des machines de production.

L'AMDEC se distingue par sa capacité à évaluer objectivement le risque. Un groupe de travail interdisciplinaire évalue chaque mode de défaillance sur la base de trois critères (souvent notés de 1 à 10) :

- La Gravité (G) : Cette mesure détermine l'effet de la panne sur l'utilisateur final ou sur l'opération subséquente.

- La Fréquence (F) ou Occurrence : Elle estime la probabilité que la cause de la défaillance se produise.

- La Détectabilité (D) : Elle évalue l'efficacité du système de contrôle actuel pour détecter le défaut avant qu'il ne quitte l'usine.

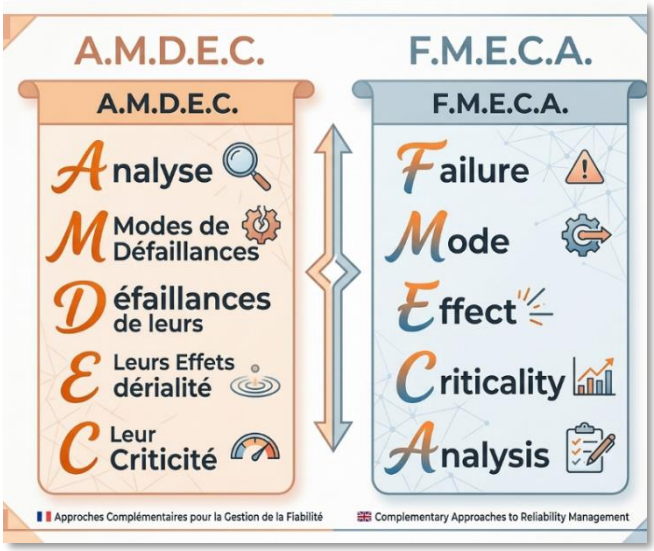


Figure 5: A.M.D.E.C.

Le processus d'analyse est structuré dans un tableau normalisé qui suit l'ordre suivant :

1. Rôle : Quel est l'objectif de cet élément ?

2. Mode de défaillance : De quelle manière cela pourrait-il tomber en panne ? (ex : bris, fuite, court-circuit).

3. Conséquences : Quels sont les impacts ?

4. Motif : Pourquoi cela se produirait-il ? (Ex : dégradation, faute de l'homme).

5. Évaluation (G, F, D) et IPR.

6. Stratégie : Quelle action entreprendre pour diminuer l'IPR (par exemple : installation d'un détecteur, modification de la matière).[8]

- **Le SPC : Le pilotage dynamique de la production**

Dans un système traditionnel, on procède à l'inspection du produit final. Si une pièce ne respecte pas les critères de tolérance, elle est soit éliminée, soit retravaillée (coût lié à la non-qualité). Le SPC modifie cette approche : on observe les fluctuations de la machine. Si la machine commence à dévier, on l'immobilise et on ajuste avant qu'elle ne fabrique un composant défectueux.

Le SPC se base sur l'idée que chaque processus a une variabilité inhérente :

- Causes Communes (Aléatoires) : Des variations mineures inévitables (tels que des vibrations légères ou la température ambiante). On qualifie le processus de « stable ».

- Causes Spéciales (Assignables) : Les fluctuations attribuées à un événement spécifique (dégradation d'un outil, erreur de calibration, changement de lot de matériau). Le SPC est utilisé pour identifier ces causes sans délai.

L'instrument clé : La Carte de Contrôle Le graphique de contrôle est une représentation temporelle où sont consignées les mesures obtenues à partir d'échantillons réguliers. Elle inclut trois lignes horizontales essentielles :

La Ligne Centrale (Moyenne) : La cible visée.

- LSC (Limite Supérieure de Contrôle) : La limite haute au-delà de laquelle le processus est jugé instable.

- LIC (Limite Inférieure de Contrôle) : La limite basse.

Les limites de contrôle (LSC/LIC) sont déterminées de manière statistique en se basant sur le fonctionnement de la machine. Elles diffèrent des seuils de tolérance (LST/LIT) établis par le client. Afin d'assurer la sécurité du processus, il est essentiel que les limites de contrôle soient strictement placées à l'intérieur des limites de tolérance.

L'incorporation du SPC dans une chaîne de production offre la possibilité de :

- Diminuer les déchets et les retouches (avantage financier direct).

- Prolonger la longévité des outils en les remplaçant uniquement quand c'est indispensable.

- Présenter des preuves de qualité aux clients (les cartes de contrôle font office d'attestation de stabilité).

- Diminuer la fréquence des vérifications finales onéreuses. [5]

IV. Limites des approches traditionnelles de la qualité

Même si les méthodes traditionnelles de qualité ont structuré l'industrie pendant de nombreuses années, elles rencontrent actuellement une sorte de « plafond technologique » qui limite leur efficacité. La transition vers l'Industrie 4.0 met en lumière les défauts structurels des techniques traditionnelles.

La plupart des outils conventionnels opèrent sur le fondement de la constatation.

• Analyse rétrospective : Des instruments tels que le diagramme de Pareto ou les histogrammes se basent sur des données passées. On procède à l'analyse du défaut une fois qu'il a été fabriqué.

• Coûts liés à la non-qualité : Malgré l'utilisation du SPC (Contrôle Statistique des Procédés), les alertes se déclenchent fréquemment une fois que la dérive a déjà débuté. Entre le moment où le défaut est détecté et l'arrêt de la machine, il est inévitable que des unités non conformes soient produites.

• L'approche « Pompiers » : Les équipes qualité consacrent davantage de temps à résoudre des problèmes déjà présents plutôt qu'à prévenir leur survenue.

1) L'incapacité à gérer la complexité et le "Big Data"

L'incapacité à traiter la complexité et le « Big Data » La fabrication moderne produit une quantité énorme d'informations (températures, pressions, vibrations, vitesses) grâce à des milliers de capteurs.

Surcharge cognitive : Ni l'esprit humain, ni les instruments manuels (comme Excel ou les graphiques) ne peuvent traiter simultanément des centaines de variables interconnectées.

• Le concept de « Dark Data » : Près de 60% à 90% des informations recueillies en usine restent inexplorées parce que les méthodes traditionnelles ne sont pas capables de les gérer en temps réel.

• Contrainte des compétences humaines : Un spécialiste peut repérer une problématique manifeste (par exemple : un instrument défectueux), mais il lui sera difficile de constater qu'une micro-variation de l'humidité ambiante associée à une légère élévation de la température moteur engendre un problème imperceptible.

2) Le manque d'anticipation et de prédiction

Les approches traditionnelles font défaut en termes de pouvoir prédictif.

• Caractère subjectif de l'AMDEC : Malgré sa rigueur, l'AMDEC s'appuie sur l'évaluation humaine de la fréquence et de la sévérité. Elle n'est pas en mesure de prévoir des modes de défaillance entièrement nouveaux ou compliqués.

• Manque de proactivité : Les outils traditionnels identifient « le problème », mais ils ne peuvent pas prédire « voilà ce qui va échouer dans deux heures si nous ne modifions pas cette configuration ».

• Délai décisionnel : L'écart entre la rapidité de production et le temps requis pour rassembler les données, les analyser à la main et formuler une décision crée un retard significatif.

3) L'évaluation humaine

Un degré de fiabilité restreint De nombreuses méthodes conventionnelles s'appuie toujours sur l'examen visuel par des opérateurs.

• Épuisement et subjectivité : L'œil humain s'épuise au bout de quelques heures, et la perception d'un défaut peut différer d'un inspecteur à l'autre.

• Échantillonnage : Par manque de temps, on procède généralement à un contrôle sur échantillon (par exemple : 5 pièces parmi 100). Cela permet, d'un point de vue statistique, que des défauts soient transmis au client final. [8]

V. Transition vers la qualité intelligente (Qualité 4.0)

1) En route vers une digitalisation de la qualité :

L'avènement de l'Industrie 4.0 a provoqué une mutation radicale des systèmes de production, caractérisée par l'incorporation des technologies digitales et la connexion inter équipements industriels.

Cette progression a mené à une numérisation graduelle des procédures, facilitant un rassemblement important et constant de données provenant des machines, des capteurs et des systèmes d'information.

Dans ce cadre, la gestion de la qualité ne peut plus se restreindre aux méthodes classiques reposant sur des vérifications postérieures. Elle se dirige vers une stratégie plus dynamique et intégrée, où les données occupent une place prépondérante dans le suivi et l'optimisation des performances.

2) Flux de données dans un système industriel (Industrie 4.0) Rôle des données industrielles (Big Data)

L'un des fondements majeurs de la Qualité 4.0 se trouve dans l'utilisation des données industrielles, couramment appelées Big Data. Ces données se distinguent par leur grande quantité, leur diversité (données de machines, d'opérateurs, d'environnement) et la rapidité à laquelle elles sont produites. L'examen de ces informations facilite la détection de tendances, l'identification d'anomalies et la prévision des écarts dans les processus de fabrication.

Par conséquent, les données se transforment en un atout stratégique pour rehausser la qualité et appuyer le processus décisionnel.[9]

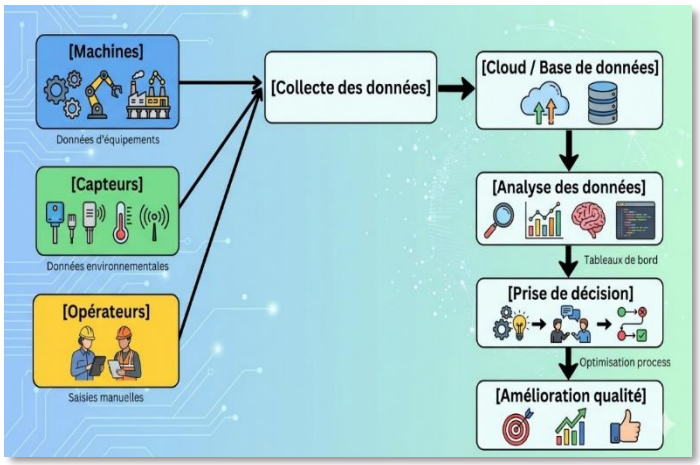


Figure 6: Flux de données dans un système industriel.

3) Internet des objets (IoT) et suivi en temps réel

Le rôle de l'Internet des objets (IoT) est fondamental pour l'application de la Qualité 4.0.

Il s'appuie sur l'emploi de capteurs connectés qui peuvent rassembler et diffuser des données en direct concernant la condition des machines et des procédures.

Ces technologies permettent désormais un suivi constant des indicateurs clés de production, comme la température, la pression ou la vitesse, et la possibilité d'agir promptement lors d'une anomalie. Cette supervision en direct renforce la réactivité des systèmes tout en diminuant les dangers de non-conformité.[10]

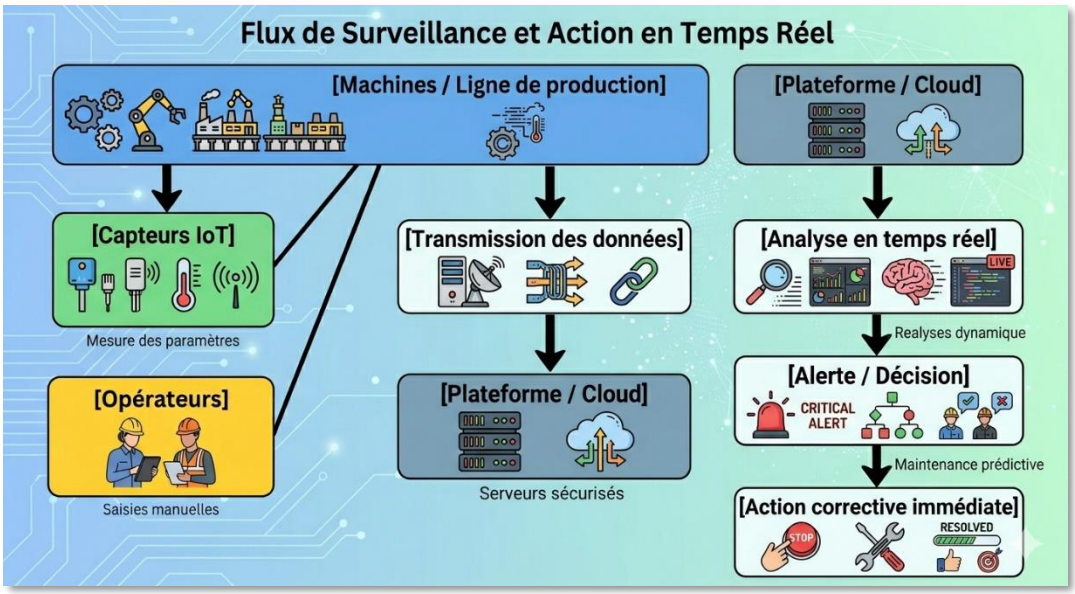


Figure 7: Système IoT pour le suivi en temps réel des processus industriels.

4) Limites des approches traditionnelles face à la complexité

Bien que les outils classiques de qualité soient utiles, ils montrent certaines restrictions dans les contextes industriels contemporains. Leur nature souvent fixe et leur besoin d'intervention humaine compliquent la gestion de systèmes complexes et hautement automatisés.

Par ailleurs, ces méthodes ne facilitent pas systématiquement une utilisation optimale des énormes volumes de données à disposition, ni la prévision des pannes avant qu'elles ne se produisent. Cela souligne l'importance de mettre en œuvre des solutions plus intelligentes et adaptatives.[11]

5) Besoin d'outils intelligents pour une qualité prédictive

Confrontées à ces enjeux, les sociétés industrielles tendent à adopter des outils intelligents fondés sur l'intelligence artificielle et le machine learning. Ces outils offrent la capacité d'effectuer une analyse automatique des données, de repérer des motifs complexes et de prévoir les irrégularités avant leur apparition.

La Qualité 4.0 représente le déplacement d'une approche réactive vers une approche prédictive, où les décisions sont fondées sur des analyses sophistiquées et en temps réel. Ce changement pave la voie pour une gestion de la qualité industrielle plus efficace, proactive et durable. [12]

VI. Conclusion

Ce premier chapitre a établi les fondements de notre recherche en examinant les piliers essentiels de la gestion de la qualité. Voici les points essentiels à retenir :

• Le progrès de la Qualité : La définition de qualité a connu une transformation majeure, évoluant d'une simple vérification de conformité à l'étape finale vers une stratégie intégrée impliquant toutes les fonctions de l'entreprise.

• Les limites des méthodes traditionnelles : Bien que les outils classiques de gestion de la qualité aient prouvé leur efficacité, ils se confrontent aujourd'hui à des limites face à la complexité croissante des données de production et à l'exigence de réactivité du marché actuel.

L'impératif d'approches novatrices : Afin de surmonter ces limitations, il est essentiel d'employer des méthodes plus agiles et prédictives, aptes à convertir les données brutes en outils de performance instantanée.

L'impossibilité des outils traditionnels à gérer d'importants volumes de données nous conduit logiquement à considérer des technologies disruptives. Le prochain chapitre se focalisera sur l'examen de l'Intelligence Artificielle, dans le but de comprendre comment elle modifie les critères d'excellence industrielle.

CHAPITRE 2

Intelligence artificielle

I. Introduction

Dans un contexte industriel en constante évolution, l'intelligence artificielle (IA) s'impose comme une technologie incontournable pour améliorer la performance et accompagner la transformation des entreprises. Face aux limites des approches traditionnelles, les organisations se tournent vers des solutions intelligentes capables d'exploiter efficacement les données, d'automatiser les tâches complexes et de soutenir la prise de décision.

Ce chapitre a pour objectif de présenter les fondements de l'intelligence artificielle ainsi que ses principales techniques, notamment les systèmes experts, les réseaux de neurones, l'apprentissage automatique (machine Learning), l'apprentissage profond (deep Learning) et les modèles génératifs. Il met également en évidence les nombreuses applications de l'IA dans le domaine industriel, telles que l'optimisation des processus, la maintenance prédictive et le développement de nouveaux produits. À travers cette analyse, nous montrerons que l'intelligence artificielle constitue un outil stratégique permettant d'améliorer la qualité, l'efficacité et la compétitivité des entreprises.

II. Définition de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est une démarche qui vise à reproduire l'intelligence humaine grâce à la conception et à la mise en œuvre d'algorithmes réalisés dans un contexte informatique dynamique. Afin d'imiter au mieux le comportement humain, elle nécessite un volume important de données ainsi qu'une grande capacité de traitement, permettant aux systèmes informatiques d'analyser, d'apprendre et de prendre des décisions de manière efficace.

On distingue deux types principaux d'intelligence artificielle (IA) : l'IA dite faible et l'IA dite forte.

- IA faible (ou étroite) :

C'est l'intelligence artificielle que nous employons actuellement dans la plupart des applications. Elle est destinée à effectuer des tâches spécifiques sans connaissance globale.

Elle opère grâce à des algorithmes d'apprentissage supervisé ou non supervisé et nécessite fréquemment de grandes bases de données.

Exemples : assistants vocaux tels que Siri et Alexa, systèmes de recommandation comme Netflix et Amazon, technologie de reconnaissance faciale et véhicules autonomes.

- IA forte (ou générale) :

Il s'agit d'une intelligence artificielle qui peut saisir, assimiler et mettre en pratique ses savoirs de façon indépendante dans divers domaines, à l'instar d'un être humain

Elle aurait une vision d'ensemble, une capacité à abstraire et serait capable de prendre des décisions sans être confinée à une tâche spécifique.

Elle devrait être capable de raisonner, de résoudre des problèmes, de faire preuve de créativité et d'avoir une conscience d'elle-même. [13]

III. L'objectif de l'intelligence artificielle

L'objectif initial est de donner à une machine la capacité d'imiter des comportements que nous qualifions d '« intelligents » chez l'être humain. Cela se répartit en plusieurs fondements :

- **Le Machine Learning :** La faculté du système à perfectionner ses performances en se basant sur des données, sans nécessiter une programmation spécifique pour chaque situation.
- **Le processus de raisonnement :** Recourir à des principes logiques pour tirer des conclusions plus ou moins précises (systèmes experts).
- **L'auto-correction :** Améliorer les algorithmes pour réduire progressivement les erreurs.

L'objectif de l'IA est d'attribuer aux machines des « sens » pour appréhender leur environnement :

- **Vision artificielle :** Détection et analyse d'images ou de vidéos (reconnaissance de visage, diagnostic médical via l'imagerie).
- **Traitement du langage naturel (NLP) :** Assimiler, déchiffrer et produire le langage humain (exemples : traduction automatique, assistants virtuels).
    - <u>L'automatisation de la complexité :</u>

Le but est de confier à la machine des tâches qui sont soit excessivement répétitives, soit extrêmement complexes pour l'esprit humain en raison du volume colossal de données à traiter:

- Étude de Big Data : Identifier des schémas (patterns) imperceptibles à l'œil nu dans des millions d'opérations ou de données scientifiques.
- Décision indépendante : Affiner la logistique, administrer des parcs de véhicules autonomes ou prévoir des défaillances industrielles avant leur apparition.

- L'augmentation des capacités humaines :

Au-delà de la simple substitution, l'aspiration contemporaine de l'IA est la coopération. On évoque fréquemment l'idée d'Intelligence Augmentée.

- Assistance à la recherche : Accélérer le processus de découverte de nouveaux matériaux ou médicaments en simulant des combinaisons chimiques.
- Personnalisation à grande échelle : Ajuster l'enseignement ou les soins médicaux en fonction des exigences particulières de chaque personne grâce à des profils prévisionnels.

En somme, la finalité ultime de l'intelligence artificielle est de développer des systèmes aptes à résoudre de manière indépendante et efficace des problèmes complexes, convertissant ainsi les données brutes en actions intelligentes. Que ce soit pour améliorer des processus industriels ou pour soutenir la création artistique, son objectif est de se positionner comme un instrument universel de résolution de problèmes.[14]

IV. Brève évolution historique de l'Intelligence Artificielle

a. L'ère initiale de l'IA (1950 - 1970) Le concept de l'intelligence artificielle a vu le jour grâce au célèbre mathématicien Alan Turing dans les années 1950. Dans l'article « Computing Machinery and Intelligence », Turing a suggéré l'illustre Test de Turing, conçu pour mesurer la capacité d'une machine à reproduire l'intelligence humaine. On considère cet article comme l'un des piliers de la recherche en intelligence artificielle. Depuis les années 1950, de nombreux chercheurs ont porté leur attention sur l'élaboration de programmes capables d'imiter une sorte d'intelligence. On trouve parmi les premières avancées, les premiers logiciels de logique formelle, tels que Logic Theorist (1956), ont été élaborés pour démontrer des théorèmes mathématiques.

- Le langage LISP (1958), élaboré par John McCarthy, qui demeure couramment employé dans le domaine de l'intelligence artificielle.
- Les premiers systèmes experts, aptes à résoudre des problématiques dans des secteurs précis, comme le programme DENDRAL (employé en chimie moléculaire). Toutefois, le développement de ces premiers systèmes a été entravé par les capacités de calcul restreintes des ordinateurs de cette période.

b. La période dorée et l'intelligence artificielle classique (1980 - 1990) Les systèmes experts ont vu le jour dans les années 1980, apportant une nouvelle direction avec ces programmes développés pour imiter les capacités de raisonnement humain. Des domaines tels que la médecine (avec MYCIN pour le diagnostic médical) ou l'ingénierie faisaient appel à ces systèmes.

En même temps, le développement des réseaux neuronaux artificiels a été initié. Malgré leur conception initiale en tant que perceptron dans les années 1960, leur véritable développement s'est produit dans les années 1980 suite à l'invention de l'algorithme de rétropropagation. Cette avancée a permis aux réseaux neuronaux d'améliorer leur capacité d'apprentissage.

En dépit de ces progrès, les contraintes liées à la puissance de traitement et au stockage des données ont entravé l'exploitation complète de ces technologies à cette époque.

c. L'époque contemporaine et l'intelligence artificielle avancée (2010 - présent)

Le développement du Big Data, de la capacité de traitement des unités de traitement graphique (GPUs) et l'émergence de nouvelles structures d'algorithmes ont conduit à une explosion sans précédent de l'intelligence artificielle au début des années 2010.

On note parmi les progrès récents :

- Les systèmes de Deep Learning, aptes à assimiler des milliards de paramètres et à générer des performances quasi-équivalentes à celles des humains dans divers domaines (vision, reconnaissance vocale, etc.).
- Des intelligences artificielles génératives telles que GPT, DALL-E et Gemini, qui ont la capacité de produire du texte, des images, du code et même des vidéos.
- Des assistants virtuels et des chatbots comme Siri, Alexa et Google Assistant, qui simplifient l'interaction entre l'homme et la machine.
- L'utilisation de l'intelligence artificielle pour automatiser les tâches professionnelles, ce qui permet aux entreprises de diminuer leurs dépenses et d'augmenter leur productivité.

V. Différence entre l'IA informatique classique et automatisation

1) La logique de fonctionnement

La différence majeure se situe dans la façon dont le système gère les informations.

- L'automatisation traditionnelle : Elle se base sur un déterminisme rigoureux. Elle s'appuie sur un arbre de décisions strict : « Si l'événement Si cela se produit, alors réalise l'action. B ». Si une circonstance inattendue se produit, le système cesse de fonctionner ou produit une erreur.
- L'intelligence artificielle : Elle fait appel à des modèles basés sur la probabilité. Elle ne se contente pas de suivre des instructions à la lettre, mais s'efforce de comprendre les données afin d'anticiper le meilleur résultat possible. Elle est capable de gérer des situations inédites en s'appuyant sur ses expériences antérieures.

2) Répétition par rapport à l'évolution

- L'automatisation est fixe : Une fois paramétré pour trier des factures par date, le programme effectuera exactement la même tâche pendant des années, avec la même exactitude, sans jamais s'améliorer de manière autonome.
- L'IA est en constante évolution : Elle est faite pour s'adapter et progresser. Plus elle manipule de données, plus sa performance s'améliore. Un algorithme de recommandation s'affine continuellement en analysant les interactions de l'utilisateur.

3) Données structurées par rapport aux données non structurées

- L'automatisation a généralement besoin de données parfaitement structurées (colonnes Excel, formulaires standardisés) pour fonctionner sans problème.
- L'intelligence artificielle est douée pour gérer le « désordre » : elle est capable de trouver du sens dans un enregistrement sonore brouillé, une image floue ou un texte écrit en langage naturel.[15]

4) Synthèse des différences clés :

Tableau 2: Étude comparative.

Caractéristique	Automatisation Classique	Intelligence Artificielle
Objectif	Exécuter des tâches répétitives	Simuler l'intelligence humaine
Intelligence	Aucune	Apprenante
Complexité	Tâches simples et prévisibles	Problèmes complexes et variables
Intervention	Paramétrage manuel régulier	Entraînement initial sur données

Dans l'industrie moderne, on ne choisit plus forcément l'une ou l'autre. On utilise souvent l'Automatisation Intelligente (IA + RPA).

VI. Le Rôle de l'IA dans la Transformation Digitale

L'Industrie 4.0, également appelée la quatrième révolution industrielle, symbolise l'intégration des univers physique, numérique et biologique. Cette révolution ne repose pas uniquement sur l'Internet des Objets (IoT), mais également sur l'intelligence artificielle (IA), qui joue le rôle de « cerveau » de l'usine du futur. L'IA transforme les données non structurées recueillies en actions judicieuses, redéfinissant de ce fait la productivité et la réactivité. Voici les fondements du développement de l'IA dans ce cadre :

La Maintenance Prédictive Vers l'objectif du « Zéro Panne » : C'est certainement l'application la plus avantageuse sur le plan économique. Plutôt que de procéder à une maintenance réactive en cas de défaillance ou de remplacer selon un programme prédéfini, l'IA évalue les vibrations, la température et le bruit des machines à travers des capteurs connectés (IoT) en temps réel.

Les algorithmes d'apprentissage automatique sont formés pour reconnaître le son caractéristique d'une machine en état optimal. Ces appareils identifient les micro-changements imperceptibles par l'œil humain et anticipent quand un composant va faillir, ce qui permet de le substituer juste avant la défaillance et d’éviter des interruptions de production très onéreuses.

L'Optimisation Autonome de la Production le « jumeau numérique » : L'Intelligence Artificielle facilite la création de copies numériques intégrales de l'usine, connues sous le nom de Jumeaux Numériques (Digital Twins).

L'Intelligence Artificielle est capable de reproduire instantanément des milliers de scénarios de production dans cet univers virtuel. Dès que le scénario idéal (vitesse maximale, consommation d'énergie minimale) est identifié, l'intelligence artificielle est capable d'ajuster automatiquement les réglages des machines en temps réel, sans nécessité d'une intervention humaine, afin de réaliser cette performance théorique.[16]

VII. Inspection de Qualité par Vision Informatique

L'inspection qualité traditionnelle repose généralement sur l'œil humain et est donc susceptible d'erreurs dues à la fatigue ou à la subjectivité.

Grâce à des caméras haute résolution, renforcées par la vision par ordinateur, les produits sur la chaîne sont inspectés à une vitesse impressionnante. L'intelligence artificielle détecte les imperfections (fissures, variations de couleur, micro-rayures) avec une exactitude presque infaillible et rejette automatiquement les éléments défectueux, assurant ainsi une qualité uniforme à 100 %.

- **Une Logistique Résiliente et Prédictive**

L'Industrie 4.0 dépasse les limites de l'usine. L'intelligence artificielle relie l'usine à ses fournisseurs et clients.

En étudiant les évolutions de la consommation, les conditions climatiques, le mouvement des navires et même les situations géopolitiques, l'IA se révèle capable d'anticiper la demande future et de commander automatiquement les matières premières requises. Elle a également la capacité de rediriger les expéditions en temps réel en cas de problème logistique.[17]

VIII. Apprentissage automatique (Machine Learning)

1) Définition du Machine Learning

Le Machine Learning (ML) est une branche de l'intelligence artificielle qui offre la possibilité aux ordinateurs d'acquérir des connaissances à partir de données, sans nécessité d'être spécifiquement programmés pour chaque opération.

Plutôt que de se conformer à des directives strictes, le système examine des cas passés (des données historiques) pour reconnaître des schémas récurrents et élaborer des modèles mathématiques susceptibles d'effectuer des prévisions ou de faire des choix basés sur de nouvelles données.

2) Pourquoi le machine learning est-il approprié pour les données industrielles ?

De nos jours, le secteur industriel produit d'énormes quantités de données (Big Data) issues de capteurs, d'automates et de systèmes ERP.

L'apprentissage automatique est la solution parfaite pour les raisons suivantes :

- Complexité multidimensionnelle : Un être humain ne peut pas simultanément établir une corrélation entre la température, la pression, la vibration et l'humidité pour anticiper une défaillance. Le ML s'en charge en quelques millisecondes.
- Gestion en temps réel : Cela offre la capacité de répondre immédiatement aux irrégularités sur une chaîne de production.
- Adaptabilité : À la différence d'un algorithme traditionnel, le modèle de ML se perfectionne et gagne en précision au fil de l'acquisition de nouvelles données de production.

3) Les diverses formes d'apprentissage

La détermination de la méthode à utiliser dépend des caractéristiques des données à disposition et du but que l'on souhaite atteindre.

a. Apprentissage supervisé (Supervised Learning) :

- Concept : On propose à l'ordinateur des informations « labellisées » (informations d'entrée + résultats prévus). C'est semblable à un étudiant qui étudie avec un manuel de solutions.
- But : Estimer une valeur (Régression) ou catégoriser un élément (Classification).
- Cas d'application dans l'industrie : Estimer la durée de vie résiduelle d'un équipement en s'appuyant sur les antécédents de dysfonctionnements précédents.

b. Apprentissage sans supervision (Unsupervised Learning) :

- Concept : La machine est alimentée en données non étiquetées. Elle doit elle-même découvrir des ressemblances ou des structures voilées.
- But : Rassembler des données semblables (Clustering).
- Cas d'application industriel : Diviser automatiquement les divers comportements de consommation d'énergie dans une usine afin de repérer des gaspillages atypiques.

c. Apprentissage par renforcement (RL) :

- Concept : La machine acquiert ses connaissances par le biais d'essais et d'erreurs dans un environnement en constante évolution. Elle obtient une « récompense » pour un acte positif et une « pénalité » pour un acte négatif.
- But : Acquérir une stratégie optimale (une séquence d'actions).
- Cas d'application industriel : Améliorer les mouvements d'un bras robotisé pour attraper divers objets en suivant la trajectoire la plus courte et la plus sécurisée.[18]

Tableau 3: Etude comparative.

Type d'apprentissage	**Données source**	**Action de l'IA**	**Exemple industriel concret**
Supervisé	Historique avec pannes notées	Prédit le futur	Détection de défauts : Identifier si une pièce est "conforme" ou "non conforme" après scan.
Non supervisé	Données brutes de capteurs	Regroupe par ressemblance	Analyse vibratoire : Détecter un bruit "bizarre" sur un moteur qui ne correspond à aucun cycle normal.
Apprentissage par renforcement	Environnement interactif	Apprend une séquence	Logistique : Un chariot autonome (AGV) qui apprend à circuler dans un entrepôt encombré

IX. Intelligence Artificielle dans l'industrie

- **Utilisation de l'IA dans les systèmes de production**

L'incorporation de l'intelligence artificielle dans la production ne se réduit plus à une automatisation stricte. Elle confère une agilité intellectuelle aux machines :

- Robotique : À la différence des robots traditionnels confinés dans des enclos, les robots équipés d'intelligence artificielle sont capables de détecter la présence humaine, de moduler leur rapidité et de coopérer sans danger sur des tâches compliquées.

- Vision par ordinateur : Mise en œuvre de caméras intelligentes pour le classement automatique d'objets, l'orientation des robots de préparation des commandes ou la vérification de conformité en direct sur une ligne à grande vitesse. [19]

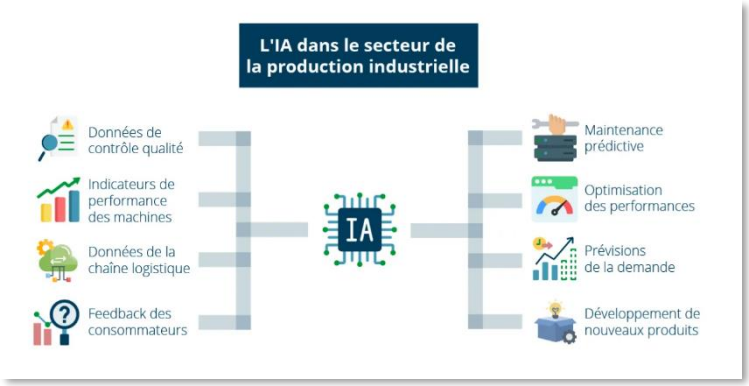


Figure 8: Utilisation de l'IA dans les systèmes de production.

X. IA et Maintenance Prédictive (PdM)

C'est le cas d'utilisation le plus représentatif de l'Industrie 4.0.

Elle s'appuie sur le passage de la stratégie :« réparer une fois que c'est cassé » à celle du « réparer avant que ça ne se casse ».

- Mode d'emploi : L'intelligence artificielle examine les flux de données (vibrations, chaleur, ultrasons) provenant des capteurs IoT.
- Bénéfices : Diminution des interruptions imprévues (fréquemment très onéreuses).
- Amélioration de la longévité des composants (on ne remplace plus une pièce qui fonctionne encore bien par simple mesure préventive).
- Organisation des interventions pendant les périodes de faible affluence. [20]

XI. L'Intelligence Artificielle et l'amélioration des processus

L'utilisation de l'IA permet d'obtenir une efficacité inaccessible à travers un ajustement manuel des machines.

- Diminution de l'énergie consommée : Les algorithmes modifient la puissance des équipements et des systèmes de refroidissement selon la charge réelle et les coûts de l'électricité.
- Optimisation des rendements : Dans les secteurs chimiques et agroalimentaires, l'intelligence artificielle ajuste en temps réel les compositions et les températures pour optimiser la qualité du produit final tout en réduisant au minimum le gaspillage de matières premières.
- Diminution des cycles : Étude des points de congestion pour rendre le transfert des produits d'une station à l'autre plus fluide.[21]

XII. Intelligence Artificielle et soutien à la prise de décision industrielle

L'intelligence artificielle ne substitue pas au gestionnaire, elle se transforme en son assistant (Système d'Aide à la Décision - SAD).

- Tableaux de bord prédictifs : Plutôt que de se contenter de rapporter ce qui s'est produit hier, l'IA anticipe ce qui est susceptible d'arriver demain (risques de rupture de stock, retards dans les livraisons).
- Gestion de l'ordonnancement sous contraintes : L'intelligence artificielle est capable de recalculer rapidement, en quelques secondes, un planning de production sophistiqué en prenant en considération l'absence d'un technicien, une défaillance d'équipement et une commande urgente à prioriser.
- Scénarios « Et si » : Offre aux décideurs l'opportunité d'évaluer virtuellement les conséquences d'un changement stratégique ou d'un nouvel investissement avant sa mise en œuvre réelle.

XIII. Processus de développement d'un modèle prédictif

Le succès d'un projet d'IA ne dépend pas seulement de l'algorithme, mais de la qualité de chaque étape du pipeline de données.

1) Collecte des données industrielles

Dans l'industrie, les données proviennent de sources hétérogènes :

- Capteurs IoT : Température, pression, vibration, vitesse de rotation.
- Systèmes de production : Automates programmables industriels (API/PLC).
- Bases de données de gestion : Systèmes ERP (stocks, commandes) et MES (suivi de fabrication).
- Historiques de maintenance : Rapports d'interventions et journaux d'erreurs.

2) Prétraitement des données (Nettoyage et Transformation)

Les données industrielles sont souvent "sales" (bruitées, manquantes ou aberrantes).

- Nettoyage : Suppression des doublons et traitement des valeurs manquantes (imputation).
- Filtrage du bruit : Éliminer les variations insignifiantes dues à la sensibilité des capteurs.

- Normalisation / Standardisation : Mettre toutes les données sur une échelle comparable (par exemple, entre 0 et 1) pour que les variables à fortes valeurs ne dominent pas indûment le modèle.

3) Sélection des variables appropriées (Ingénierie des caractéristiques)

Toutes les informations ne sont pas pertinentes pour prédire la qualité d'un produit.

- Choix : Déterminer les facteurs qui ont effectivement un impact sur le résultat.
- Extraction : Générer de nouvelles variables à partir de données non traitées (par exemple, convertir une série de températures en une « moyenne mobile » ou une « pente ascendante »).
- Effet sur la qualité : Cette phase requiert fréquemment l'expertise sectorielle des ingénieurs de production pour orienter l'algorithme.

4) Formation du modèle

C'est l'étape de construction mathématique.

- Division des données : On partitionne l'ensemble de données en deux parties : une partie destinée à l'entraînement (habituellement 80%) et une autre pour le test (20%).
- Phase de formation : L'algorithme modifie ses paramètres internes dans le but de réduire l'écart entre ses prévisions et les données historiques réelles.
- Itération : On procède fréquemment à la tentative de divers algorithmes (Forêts Aléatoires, Réseaux de Neurones, SVM) afin de déterminer celui qui est le plus approprié à la problématique particulière.

5) Vérification et évaluation des performances

Avant d'implanter le modèle dans une ligne de production active, il est nécessaire de démontrer sa fiabilité.

1. Évaluation de la performance : Recours à des indicateurs tels que la Précision (pour éviter les fausses alertes) et le Rappel (afin de ne pas manquer une panne réelle).

2. Matrice de confusion : Un tableau qui synthétise les prédictions correctes et incorrectes du modèle.

3. Validation croisée (Cross-validation) : Évaluer le modèle sur divers segments de données pour vérifier sa capacité à généraliser et à éviter le « sur-apprentissage » (overfitting).[21]

XIV. L'Intelligence Artificielle appliquée à la qualité industrielle

L'incorporation de l'intelligence artificielle (IA) dans les systèmes de gestion de la qualité signale l'émergence de la Qualité 4.0.

Cette transition ne constitue pas uniquement un perfectionnement technique, elle symbolise également une mutation de paradigme : la transition d'une surveillance passive vers un contrôle actif des processus.

1) Discontinuité entre Qualité Traditionnelle et Qualité Prédictive

La méthode traditionnelle de gestion de la qualité s'appuie sur le Contrôle Statistique des Procédés (MSP).

Cette méthode, bien qu'efficace, est par nature réactive : elle se met en action pour détecter une déviation une fois que celle-ci a déjà affecté la production.

L'IA introduit la qualité prédictive, qui se caractérise par :

- La prévision : Grâce à l'examen de corrélations complexes entre les variables d'entrée (matières premières, environnement, paramètres machine), il est possible de prévoir la conformité du produit final avant même l'achèvement du processus de production.
- Le contrôle intégral : À la différence de l'échantillonnage traditionnel, l'IA offre la possibilité d'un contrôle total de la production en temps réel, supprimant ainsi les dangers associés à la variabilité statistique.

2) Identification et anticipation des non-conformités

L'intelligence artificielle opère sur deux axes essentiels pour assurer la conformité :

- Identification de formes (Vision par ordinateur) : L'emploi de réseaux de neurones profonds (CNN) offre une identification automatisée des irrégularités visuelles (fissures, rayures, anomalies dimensionnelles) avec une exactitude dépassant celle d'un œil humain, tout en supprimant la subjectivité et l'épuisement.
- Modélisation temporelle : Grâce à l'étude des séries temporelles provenant des capteurs, l'IA détecte les « signaux faibles » préfigurant une non-conformité à venir, ce qui permet un réglage automatique des paramètres de la machine.

3) Analyse des causes fondamentales par l'Intelligence Artificielle (Analyse de la Cause Racine)

Repérer un défaut ne suffit pas sans connaître sa provenance. Dans un contexte industriel compliqué, les raisons d'une non-conformité sont généralement plurielles.

L'IA se distingue dans l'analyse des causes essentielles (RCA) en manipulant des quantités massives de données afin d'isoler les variables qui ont le plus d'impact sur la qualité.

L'emploi d'algorithmes comme les « Forêts Aléatoires » (Random Forest) aide à ordonner les facteurs de production selon leur importance, simplifiant ainsi l'intervention corrective des ingénieurs qualité.

- **L'Importance de l'Interprétabilité** (Intelligence Artificielle Explicable - XAI)

Un des enjeux principaux de l'intelligence artificielle dans le secteur industriel réside dans le phénomène appelé « boîte noire ». L'interprétabilité est une condition essentielle pour qu'un modèle prédictif soit mis en production.

L'Intelligence Artificielle Explicable (XAI) englobe les méthodes (comme SHAP ou LIME) qui permettent d'expliquer une prédiction. En justifiant pourquoi un élément est considéré comme « non conforme », l'IA offre une preuve concrète à l'opérateur, améliorant ainsi la confiance dans le système et facilitant la vérifiabilité des procédures de qualité. [22]

XV. Synthèse et positionnement du projet

Aujourd'hui, l'intelligence artificielle est devenue un outil crucial pour la mutation des systèmes industriels, particulièrement en ce qui concerne la qualité.

Avec les méthodes de machine learning, les entreprises ont désormais accès à des outils sophistiqués pour tirer parti des données provenant des processus de production. Ces méthodes permettent non seulement d'identifier les irrégularités, mais aussi de prévoir les pannes et d'optimiser le processus décisionnel dans des contextes de complexité croissante.

Toutefois, malgré ces progrès, l'utilisation des techniques d'intelligence artificielle en matière de qualité industrielle présente encore quelques limites.

Effectivement, ces méthodes exigent généralement des quantités substantielles de données, sont souvent complexes à mettre en œuvre et peuvent faire défaut de clarté dans l'explication des résultats.

Par ailleurs, leur incorporation dans les systèmes industriels déjà en place pose un défi, surtout en ce qui concerne l'ajustement aux contraintes opérationnelles et organisationnelles.

Dans ce contexte, le présent projet s'inscrit dans une démarche visant à développer un système intelligent d'aide à la décision appliqué à la gestion de la qualité.

L'objectif principal est de concevoir une approche capable de prédire les non-conformités avant leur apparition, tout en fournissant des informations pertinentes et interprétables pour les responsables de production et de qualité.

Ce positionnement permet de répondre aux exigences de la Qualité 4.0, en combinant performance prédictive, exploitation des données et support à la décision, dans une logique d'amélioration continue des processus industriels.

CHAPITRE 3

Présentation de l’entreprise

I. Introduction

Dans le premier chapitre, nous avons exposé les concepts clés concernant la qualité et leur impact sur l'amélioration des performances industrielles. Dans le second chapitre, nous avons étudié le rôle de l'intelligence artificielle comme outil d'aide à la décision et d'optimisation des processus. Il nous semble primordial de situer cette étude dans un contexte réel.

Ainsi, ce troisième chapitre est consacré à la présentation de l'entreprise d'accueil, désignée dans ce mémoire sous le nom « Entreprise X » pour des raisons de confidentialité. Cette étape nous permet de mieux comprendre l'environnement industriel dans lequel s'inscrit notre travail, notamment en termes d'organisation, de système de production et de gestion de la qualité.

L'objectif de ce chapitre est donc de donner une vision globale de l'entreprise, de ses activités ainsi que de son fonctionnement interne, afin de faciliter l'analyse et l'application des concepts étudiés précédemment, en particulier ceux liés à la qualité et à l'intelligence artificielle dans le domaine du génie d'industriel.

II. Présentation de l'entreprise

L'Entreprise X est une entité industrielle opérant dans le secteur agroalimentaire, spécialisée dans la fabrication de boissons gazeuses, notamment les sodas et les sirops. Elle évolue dans un environnement fortement concurrentiel, caractérisé par la présence de plusieurs acteurs nationaux, ce qui l'incite à améliorer continuellement ses performances productives et à optimiser son rendement .

Dans ce contexte, la maîtrise des procédés de fabrication ainsi que l'amélioration de la qualité des produits constituent des enjeux majeurs. En effet, la variabilité des conditions de production et des caractéristiques des produits peut engendrer des écarts de qualité, susceptibles d'affecter la satisfaction du client et d'entraîner des pertes pour l'entreprise.

Ainsi, l'optimisation des paramètres de production et la mise en place d'une démarche de contrôle efficace s'avèrent essentielles afin d'assurer une production conforme, stable et performante.



Figure 9: Linge de production.

III. Les différents types de boissons gazeuses dans l'entreprise X

L'entreprise X opère dans le secteur de l'industrie des boissons, en se spécialisant dans la fabrication de produits rafraîchissants. Sa gamme principale s'articule autour de deux catégories de produits :

- Les boissons gazeuses aromatisées (citron, ananas, etc.)
- Les sirops (orange, cassis, etc.)

Afin de répondre aux besoins du marché et aux préférences des consommateurs, les produits sont conditionnés dans différents formats de bouteilles, notamment 1 L, 2 L et 33 cl.

IV. Les matières premières

La production repose sur l'utilisation de plusieurs matières premières essentielles, à savoir :

- L'eau de source, constituant principal du produit.
- Le sucre, utilisé comme agent édulcorant.
- Le dioxyde de carbone (CO_2), responsable de la gazéification des boissons.
- Les colorants alimentaires, assurant l'aspect visuel du produit.
- Les conservateurs, tels que le benzoate de sodium, permettant de prolonger la durée de conservation.

Dans une démarche de maîtrise de la qualité et de conformité aux normes en vigueur, l'ensemble des matières premières est soumis à des contrôles stricts effectués par le service qualité avant leur intégration dans le processus de production.

V. Organigramme hiérarchique

Cet organigramme représente la pyramide hiérarchique de l'entreprise qui nous montre les liaisons entre chaque direction qui se divise en deux : liaison hiérarchique et liaison fonctionnelle.

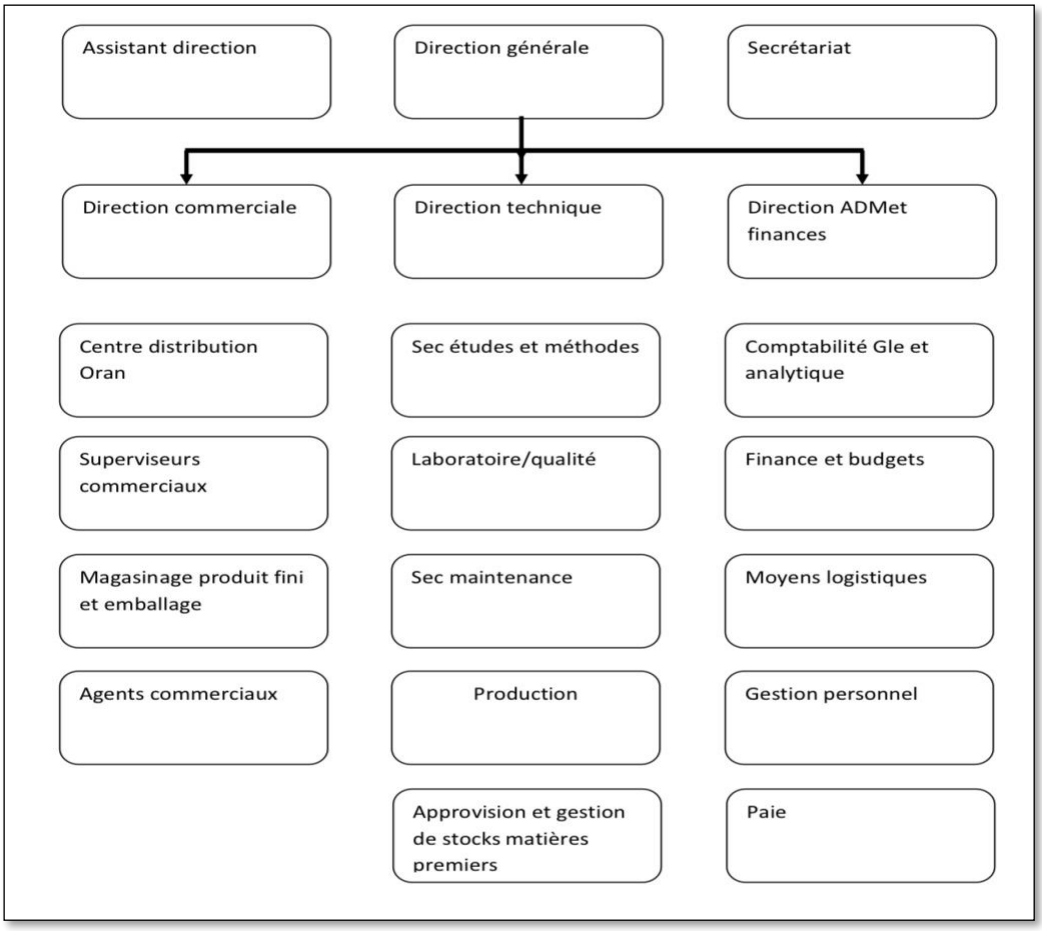


Figure 10: Schéma montre la hiérarchie de l'entreprise.

VI. Processus de fabrication

Contient de quatre sections :

1) Section de traitement d'eau

- **Source d'eau** : l'approvisionnement en eau constitue le point de départ crucial. L'entreprise X sélectionne attentivement une source d'eau de qualité, veillant à ce Qu'elle réponde aux normes de pureté nécessaires pour garantir la qualité exceptionnelle de ses boissons « pompe émergée 240 mètres de forage ».

- **Filtration** : La première étape du processus de traitement d'eau comprend une filtration approfondie pour éliminer les impuretés, les sédiments et les éventuelles particules indésirables. Cela garantit une base d'eau propre et pure pour la fabrication des boissons.

Il existe deux types de filtration :

- Filtre mécanique : à centrifuge (en panne)
- Filtre à sable : Composé de trois couches :

1- Couche 1 : 250 microns.

2- Couche 2 : 250-100 microns.

3- Couche 3 : 50 microns.

Ce filtre commence par faire un filtrage ensuite une régénération toutes les 48 heures avec l'utilisation d'eau Sel, elle se fait en fonction de PH (manuellement) selon les résultats de laboratoire.

- **Stockage bâche à eau :** constitue de 3 bâches à une capacité de 80m^3 chacune :
- Bâche à eau de rinçage : utilisée pour lavage et nettoyage des bouteilles.
- Bâche à eau de process : l'eau est chlorée puis elle passe par un filtre à charbon.

Rôle de filtre à charbon : enlever la chloration, adsorption de chlore pour enlever les mauvaises odeurs.

- L'eau subite une filtration passe directement à la siroperie.

- L'eau brute passe par le refroidisseur.

- Adoucissement : Si nécessaire, le processus d'adoucissement peut être appliqué pour réduire la teneur en minéraux de l'eau. Ceci permet un contrôle précis de la composition de l'eau, influençant ainsi la saveur finale des boissons.
- **Cuve de stockage :** c'est une citerne en plastique sa capacité est de 3000 litres. L'eau circule de bâche à eau de rinçage à l'adoucisseur vers la chaudière (eau chaude + vapeur) qui a pour rôle d'enlever le calcaire et rincer les bouteilles.

2) Section de siroperie « produit semi fini »

Etape de fabrication « sirop » se définit comme suit :

1- Le dessacage du sucre dans la préparation des boissons : est une étape importante pour garantir la qualité du produit final.

En dessaquant le sucre, on s'assure de sa pureté en éliminant d'éventuelles impuretés ou particules indésirables. Cela contribue à obtenir un sucre propre et de haute qualité, ce qui impacte directement le goût et la texture du sirop ou de la boisson finale produite par l'entreprise.

2- Remplissage de la cuve fondoir avec de l'eau jusqu'au volume voulu ;

3- L'opérateur verse le sucre cristallisé dans le bac «la trémie » ;

4- Transfert par vis sans fin au fondoir où s'effectue la solubilisation avec l'eau avec agitation pendant 20min ;

5- Ajout du conservateur (benzoate de sodium) dans la cuve par l'intermédiaire d'une échelle, passage du sirop brut sur pré filtre grossier (pré filtration) : élimine les particules grossières ;

6- Passage sur filtre de 80 microns (filtration) : la filtration ultérieure peut viser à éliminer des particules plus fines ou des impuretés résiduelles qui pourraient subsister après la première étape ;

7- Pasteurisation à 68°c (absente) ;

8- Distribution de sirop filtré dans les cuves d'aromatisations ;

9- Ajout [acide + arôme + colorant] dans les cuves selon la formule adoptée par l'intermédiaire d'une échelle ;

10- Acheminement du sirop formulé vers les lignes de production.

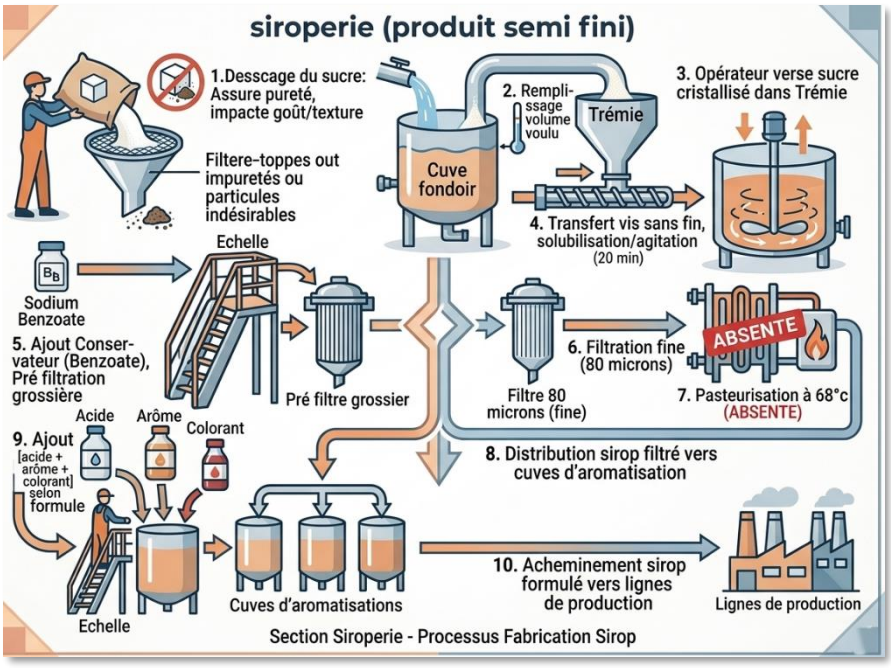


Figure 11: Section de siroperie « produit semi fini ».

3) Section fabrication boisson gazeuse « produit fini »

1- Le soufflage : Les préformes sont mises en vrac dans la trémie. Un tapis roulant les fait rentrer dans la souffleuse, ensuite un rail saisi les préforme une à une de sorte à former une file lors de leur entrée dans le four où elles vont subir deux chauffages pour les ramollir. Ensuite une pression de 40 bars souffle l'intérieur de ces préformes ramollies.



Figure 12: Le soufflage.

2- Le mixage : Cette opération se déroule dans une cuve et commandée automatiquement par un appareil électronique de type mixeur ou pré mix. Le mixage consiste en un mélange en des proportions bien.

Définies de sirop fini, d′eau et de CO_2, à une température et pression variables en fonction de chaque produit.

3- Le soutirage : Les bouteilles vides sont apportées à la soutireuse sur le Convoyeur. L'arrivée de la bouteille déclenche l'ouverture du robinet et le déversement de la boisson gazeuse dans la bouteille.

4- Le bouchage :



Figure 13: Le bouchage.

5- L'étiquetage : Une colle liquéfiée par chauffage est mise sur la bouteille à l'aide d'un rouleau qui est en contact avec la colle d'un côté et avec la bouteille de l'autre. Ensuite un chariot, met l'étiquette sur la bouteille.

6- Le datage : Les bouteilles passent sous un appareil appelé Dateuse qui imprime sur le bouchon de la bouteille, la date de production et d'expiration, l'heure de production et la ligne de production.

7- Le fardelage : Les bouteilles sont apportées par un autre convoyeur, un vérin de séparation fait deux lignes de trois bouteilles et ensuite un deuxième vérin fait des lots de 6 bouteilles. Les lots sont enveloppés avec un film plastique et acheminés dans un tunnel chauffé pour obtenir des packs.

8- Le palettisation : Plusieurs packs de bouteilles sont enroulés à l'aide d'un plastique pour former une palette.

9- Le stockage.

4) Section de contrôle qualité :

- Suivi de matière première :

Réfractomètre : Mesure de la quantité de matière sèche (le sucre) soluble dans le produit, exprimée en degrés Brix**.**

Interprétation : Une valeur de 10°Brix signifie que le produit contient 10 % de sucre. Par conséquent, dans 1 litre de boisson (soit environ 1 kg), il y a 100 g de sucre.



Figure 14: Refractomètre.

pH-mètre : Mesure du pH pour contrôler le niveau d'acidité du produit.

- Suivi de produit semi fini :

À chaque préparation, un échantillon de produit est prélevé pour subir des analyses physiques et chimiques. Si le produit est conforme, il est libéré. Dans le cas contraire, il est corrigé ou retourné.

Normes du sirop et de l'eau :

- Le Brix du sirop doit être supérieur à 50°Brix.
- L'acidité du sirop doit être comprise entre 2 et 3.
- Le TH de l'eau doit être compris entre 10 et 20 °f.
- Le goût de citron s'explique par un pH faible (produit acide).
- Titrage : Détermination du TH

On ajoute l'indicateur de TH au produit. Lors de l'ajout des gouttes, la couleur change. Dès que le virage de couleur se produit, on arrête l'ajout et on compte le nombre de gouttes versées pour calculer le TH (le TH correspond au nombre de gouttes nécessaires au changement de couleur).

- Sirop : Chaque 1 litre boisson nécessite 168 ml de sirop.
- Saturateur (ou la ZAM) : Contrôle de la pression du produit (en bar). La norme pour 1 L de boisson doit être comprise entre 3 et 4 g/L de CO2.
- Normes de Brix : La valeur du Brix doit être comprise entre 6,6 et 12°Brix (selon le type de boisson).

Analyses microbiologiques :

- Recherche et dénombrement des levures.
- Recherche et dénombrement des moisissures.
- Détermination du CO_2 : Pour connaître la concentration en CO_2, on utilise l'intersection de la température et la pression du produit.



Figure 15: Mesure de pression.

TABLE DE CARBONATATION (VOLUMES DE CO_2)

Temp (°C)	Pression (bar)						
	0.80	1.00	1.20	1.40	1.60	1.80	2.00
2	0.80	1.00	1.22	1.47	1.64	1.87	2.00
4	0.90	1.06	1.45	1.66	1.66	1.85	2.08
6	1.02	1.09	1.59	1.79	2.08	2.51	2.48
8	1.30	1.04	1.19	2.07	2.37	2.36	2.79
10	0.75	1.02	1.22	2.37	2.39	2.43	2.97
12	0.78	1.06	1.27	2.40	2.49	2.56	2.64
14	0.80	1.04	1.23	1.68	2.50	2.63	2.91

Figure 16: Table de carbonatation.

VII. Présentation de la ligne de remplissage

La ligne de remplissage représente une phase essentielle du processus de production des boissons gazeuses, puisqu'elle garantit le dosage précis du produit tout en maintenant une cadence élevée et une bonne répétabilité.

Comme le montre la figure associée, la machine utilisée est de type rotatif multi-têtes, permettant le remplissage simultané de plusieurs bouteilles. Elle est constituée d'un ensemble de composants mécaniques et automatisés, notamment une table tournante, des têtes de remplissage et un système de convoyage assurant le déplacement continu des bouteilles le long de la ligne.

Le fonctionnement repose sur l'introduction des bouteilles vides dans la machine, où elles sont positionnées sous les têtes de remplissage. Le liquide est ensuite distribué selon des paramètres contrôlés, tels que la pression, le débit et la durée de remplissage. Une fois le niveau souhaité atteint, les bouteilles sont dirigées vers les étapes suivantes du processus.

Cette étape est particulièrement critique, car elle influence directement la qualité du produit final. Toute variation des conditions de fonctionnement peut engendrer des écarts du niveau de remplissage, notamment des phénomènes de sous-remplissage, comme mis en évidence dans l'analyse précédente.

Par conséquent, la maîtrise de cette opération repose sur un contrôle rigoureux des paramètres de production, ce qui souligne l'intérêt d'intégrer des solutions intelligentes pour améliorer la performance globale du système.



Figure 17: Ligne de remplissage rotative des bouteilles.

VIII. Conclusion

À la suite de la présentation du processus de fabrication, une attention particulière a été portée à l'étape de remplissage, qui constitue une phase critique dans la chaîne de production des boissons gazeuses. En effet, c'est à ce stade que le produit fini prend sa forme définitive, et toute dérive, même minime, se répercute directement sur la conformité du volume livré au consommateur.

Les observations réalisées sur la ligne de remplissage ont mis en évidence l'existence d'un problème récurrent de sous-remplissage des bouteilles, se traduisant par des écarts négatifs par rapport au niveau nominal attendu.

Contrairement à certains contextes industriels où le sur remplissage peut également être constaté, la problématique propre à cette unité de production concerne exclusivement un remplissage insuffisant, c'est-à-dire un volume dosé inférieur à la tolérance admissible.

Cette situation résulte principalement d'une variabilité inhérente au processus, influencée par plusieurs paramètres de production interdépendants, notamment la cadence de la ligne et

les conditions de fonctionnement des équipements. Cette variabilité rend difficile la maîtrise continue du niveau de remplissage et compromet la stabilité et la reproductibilité du processus.

Les conséquences de ce phénomène sont multiples : il impacte directement la conformité du produit fini, engendre un risque d'insatisfaction client, et génère des pertes indirectes pour l'entreprise liées aux rebuts, aux corrections de ligne et à la dégradation potentielle de l'image de marque.

Face à ces constats, il apparaît nécessaire de mener une analyse approfondie du processus afin d'identifier les facteurs influents, d'anticiper les dérives et de proposer des solutions adaptées ,ce qui justifie le recours à une approche prédictive basée sur le Machine Learning.

CHAPITRE 4

Démarche de l'analyse statistique à la modélisation prédictive du processus de remplissage

I. Introduction

Dans une première étape de notre démarche méthodologique, nous avons réalisé une analyse statistique du processus de remplissage à l'aide des cartes de contrôle.

Cette analyse nous a permis d'évaluer la stabilité du processus à partir de données réelles de production et d'identifier les éventuelles dérives affectant la conformité du remplissage.

Nous avons ainsi pu mettre en évidence la variabilité du procédé avant d'envisager l'application d'approches plus avancées basées sur l'intelligence artificielle.

II. Identification de la problématique

Afin de mieux comprendre l'origine de la variabilité observée au niveau du remplissage, nous avons procédé à une première analyse du processus en utilisant les outils classiques du contrôle statistique.

Cette étape préliminaire vise à évaluer le comportement du procédé dans des conditions réelles de production et à identifier les éventuelles dérives affectant la conformité du remplissage.

1) Justification scientifique et normative de la tolérance interne de ±2 ml pour le format 2 L

La tolérance de ±2 ml retenue pour le format 2 L dans le cadre de cette étude constitue un critère interne de maîtrise du procédé, distinct des exigences réglementaires minimales imposées aux industriels. Ce choix méthodologique repose sur trois impératifs complémentaires : évaluer avec rigueur la stabilité dynamique du système de remplissage, détecter les dérives faibles avant qu'elles n'engendrent des non-conformités, et limiter simultanément les risques de sous-remplissage préjudiciable au consommateur et de sur-remplissage générateur de pertes matières pour l'entreprise.

D'un point de vue statistique, la définition d'un seuil d'acceptation adapté est une condition fondamentale pour la validité d'une étude de maîtrise statistique des procédés (MSP). Un critère trop large risque en effet de masquer des instabilités significatives du processus, tandis qu'un critère excessivement restrictif expose à des rejets infondés, sans amélioration réelle de la qualité produit. La valeur de ±2 ml offre ainsi un équilibre méthodologique pertinent entre sensibilité de détection et robustesse du seuil, particulièrement adapté à une approche de qualité prédictive visant l'anticipation des dérives volumétriques.

Sur le plan normatif, cette démarche s'appuie sur des références reconnues en métrologie légale. La recommandation OIML R 96 constitue un cadre de référence international pour le contrôle de la capacité effective des bouteilles récipients-mesures, en définissant les principes métrologiques applicables aux contenants de volumes nominaux. Par ailleurs, la directive européenne 75/107/CEE précise que la capacité effective des bouteilles utilisées comme récipients-mesures est contrôlée à une température de référence de 20 °C, soulignant ainsi l'importance d'un contrôle rigoureux du volume réel contenu dans chaque unité produite.

En définitive, si la tolérance de ±2 ml ne constitue pas une exigence réglementaire universelle, elle est pleinement justifiée scientifiquement, statistiquement et normativement comme seuil interne de performance dans le contexte de ce projet. Elle traduit une exigence élevée de maîtrise qualité et représente un choix méthodologique cohérent avec les objectifs d'un travail de fin d'études orienté vers la modélisation prédictive et la maîtrise statistique du procédé de remplissage.[26],[27]

2) Analyse du Processus de Remplissage par la Méthode des Cartes de Contrôle Statistique

Dans une première étape de notre démarche méthodologique, nous avons réalisé une analyse statistique du processus de remplissage à l'aide des cartes de contrôle.

Cette analyse nous a permis d'évaluer la stabilité du processus à partir de données réelles de production et d'identifier les éventuelles dérives affectant la conformité du remplissage.

3) Protocole d'échantillonnage

Afin de réaliser cette analyse dans des conditions représentatives du fonctionnement réel de la ligne, nous avons mis en place un protocole d'échantillonnage basé sur des prélèvements successifs effectués sur le format 2 litres (2L), choisi en raison de sa prédominance dans la production de l'Entreprise X.

Le plan d'échantillonnage adopté est défini comme suit :

- Nombre d'échantillons prélevés : n = 30 sous-groupes consécutifs ;
- Taille de chaque sous-groupe : m = 5 mesures par échantillon ;
- Nombre total d'observations : N = 30 × 5 = 150 mesures ;
- Grandeur mesurée : volume de remplissage effectif (en litres) ;
- Tolérance spécifiée : 2,00 L ± 0,02 L, soit LIT = 1,98 L et LST = 2,02 L.

Ce protocole garantit une estimation robuste de la variabilité intra-groupe (au sein d'un même sous-groupe) et inter-groupes (entre les différents sous-groupes), conformément aux recommandations de la norme **ISO 7870**.

4) Calcul des Paramètres de la Carte de Contrôle

À partir des 150 observations collectées, les paramètres statistiques des cartes $\bar{X}$ et R ont été calculés conformément aux formules standards de Shewhart pour des sous-groupes de taille n = 5. Le tableau suivant présente les résultats obtenus :

Tableau 4: Paramètres statistiques : Cartes de contrôle et capabilité | Format 2L | Tolérance ±0,02 L.

Paramètre	Symbole	Valeur	Interprétation
Valeur cible nominale	Cible	2,000 L	Volume nominal de remplissage
Limite Sup. de Spécification	LST	2,020 L	Cible + 0,02 L (tolérance client)
Limite Inf. de Spécification	LIT	1,980 L	Cible − 0,02 L (tolérance client)
Ligne centrale (contrôle)	$\bar{\bar{X}}$	1,9598 L	Moyenne générale décalée de −0,04 L vs cible
Limite Supérieure de Contrôle	LSC	1,9988 L	Seuil statistique $\pm 3\sigma$ (Shewhart)
Limite Inférieure de Contrôle	LIC	1,9208 L	Seuil statistique $\pm 3\sigma$ (Shewhart)
Étendue moyenne	$\bar{R}$	0,0677 L	Variabilité intra-groupe
Écart-type estimé	$\sigma = \bar{R}/d_2$	0,02909 L	$d_2 = 2{,}326$ pour n = 5
Dispersion Six Sigma	6σ	0,17454 L	Étendue théorique de variation du procédé
Indice de capabilité	Cp	0,229	$Cp << 1{,}33$ Processus totalement incapable
Capabilité décentrée	Cpk	−0,2	$Cpk < 0$ Processus décalé hors spéc
Points hors spécification	—	25 / 30	83,3% Incapacité critique confirmée
Points hors contrôle ($\bar{X}$)	—	22 / 30	73,3% Instabilité statistique majeure

Les limites de contrôle ont été calculées selon : $LSC/LIC = \bar{\bar{X}} \pm A_2 \times \bar{R}$, avec A_2 = 0,577 (table Shewhart, n = 5). L'écart-type est estimé par : $\sigma = R / d_2$ = 0,0677 / 2,326 = 0,02909 L. Les indices de capabilité Cp et Cpk sont calculés par rapport aux limites de spécification LIT = 1,98 L et LST = 2,02 L.[23],[24]

5) Résultats de l`échantillons

Le tableau ci-dessous présente l'ensemble des 30 sous-groupes mesurés, avec pour chacun la moyenne $\bar{x}$, l'étendue R, et le statut de conformité au regard des limites de contrôle établies. Les cellules en rouge indiquent les points situés en dehors des limites (hors LIC ou hors LSC) :

Tableau 5: Résultats détaillés des 30 sous-groupes - Carte de contrôle $\bar{X}$ et R (Format 2L).[26]

Éch.	$\bar{x}$ (L)	R (L)	Statut
B1	**2.0750**	0.2000	**sur-remplissage (> LST)**
B2	**1.9420**	0.0300	**sous-remplissage (< LIT)**
B3	**1.8800**	0.0200	**sous-remplissage (< LIT)**
B4	1.9860	0.0300	Conforme ✓
B5	**1.8375**	0.0100	**sous-remplissage (< LIT)**
B6	**2.0400**	0.1000	**sur-remplissage (> LST)**
B7	**1.9100**	0.0200	**sous-remplissage (< LIT)**
B8	**1.8760**	0.0100	**sous-remplissage (< LIT)**
B9	**2.0340**	0.1200	**sur-remplissage (> LST)**
B10	**1.8675**	0.0300	**sous-remplissage (< LIT)**
B11	**1.8380**	0.0100	**sous-remplissage (< LIT)**
B12	**1.9340**	0.0300	**sous-remplissage (< LIT)**
B13	**2.0600**	0.2000	**sur-remplissage (> LST)**
B14	**1.9340**	0.0300	**sous-remplissage (< LIT)**
B15	**2.0560**	0.1200	**sur-remplissage (> LST)**
B16	**2.0800**	0.2000	**sur-remplissage (> LST)**
B17	**1.8460**	0.1000	**sous-remplissage (< LIT)**
B18	1.9800	0.0100	Conforme ✓
B19	**1.9080**	0.0200	**sous-remplissage (< LIT)**
B20	**2.0380**	0.1100	**sur-remplissage (> LST)**
B21	**1.8800**	0.0000	**sous-remplissage (< LIT)**
B22	**1.9260**	0.0200	**sous-remplissage (< LIT)**
B23	**2.1000**	0.2000	**sur-remplissage (> LST)**
B24	2.0140	0.1200	**> LSC (hors contrôle)**
B25	**1.9400**	0.0200	**sous-remplissage (< LIT)**
B26	1.9820	0.0200	Conforme ✓
B27	**2.0360**	0.1100	**sur-remplissage (> LST)**
B28	**1.8800**	0.0200	**sous-remplissage (< LIT)**
B29	2.0160	0.1100	**> LSC (hors contrôle)**
B30	**1.8980**	0.0100	**sous-remplissage (< LIT)**

5) Représentation Graphique de la carte de contrôle $\bar{X}$ et R

Les figures ci-dessous représentent les cartes de contrôle $\bar{X}$ (moyennes) et R (étendues) construites à partir des données collectées. La carte $\bar{X}$ visualise l'évolution du niveau central du remplissage dans le temps, tandis que la carte R permet de surveiller la dispersion intra-groupe. Les points marqués en rouge (▼ pour sous-remplissage, ▲ pour sur-remplissage) correspondent aux valeurs situées en dehors des limites de contrôle :

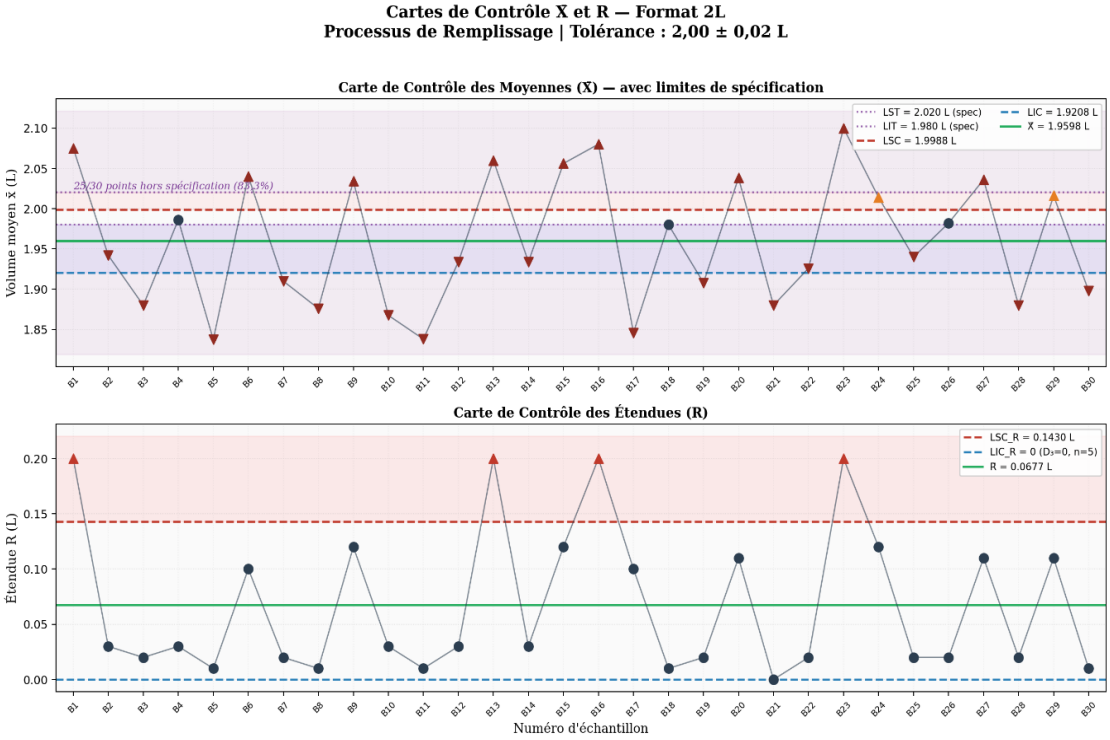


Figure 18: Cartes de contrôle $\bar{X}$ et R du processus de remplissage - Format 2L.

6)Analyse et interprétation des résultats

Dans cette section, nous présentons une interprétation structurée de ces résultats, en mettant en évidence les dysfonctionnements identifiés, leurs manifestations statistiques et leurs implications pratiques pour la qualité de la production.

a. Incapacité du processus Indice Cp

L'indice de capabilité Cp = 0,229 constitue le premier signal d'alarme majeur. Cette valeur est très en deçà du seuil minimal industriellement acceptable ($Cp \geq 1{,}33$), ce qui signifie que l'étendue naturelle du processus $6\sigma = 6 \times 0{,}02909$ = 0,175 L est environ **4,4 fois** plus large que l'intervalle de tolérance spécifié (LST − LIT = 0,04 L). En d'autres termes, même en centrant parfaitement le processus, sa dispersion intrinsèque rendrait la production conforme impossible.

b. Décalage critique de la moyenne Cpk

L'indice Cpk = −0,232 aggrave encore le diagnostic : une valeur négative de Cpk signifie que la moyenne du processus ($\bar{\bar{X}}$ = 1,9598 L) est déjà en dehors de l'une des limites de spécification (LIT = 1,98 L), ce qui confirme un décalage systématique vers le sous-remplissage. Ce décalage de −0,04 L par rapport à la cible nominale constitue une cause assignable identifiable, probablement liée au réglage du système de soutirage.

c. Non-conformité aux spécifications : 27/30 points (83,3 %)

Sur les 30 sous-groupes analysés, 25 ont une moyenne $\bar{x}$ en dehors des limites de spécification [1,98 L — 2,02 L], soit un taux de non-conformité de 83,3 %. La décomposition révèle une asymétrie significative : 16 sous-groupes présentent du sous-remplissage ($\bar{x}$ < 1,98 L), contre 9 du sur-remplissage ($\bar{x}$ > 2,02 L). Cette prédominance du sous-remplissage confirme le décalage négatif de la moyenne et représente un risque direct pour la conformité réglementaire et la satisfaction client.

d. Instabilité statistique : 22/30 points hors limites de contrôle (73,3 %)

Les cartes de contrôle révèlent que 22 sous-groupes sur 30 soit 73,3 % se situent en dehors des limites de contrôle statistiques (±3σ). L'examen de la séquence temporelle met en évidence des patterns structurés caractéristiques de causes assignables actives : alternances régulières de valeurs hautes et basses (« effet zigzag »), traduisant une instabilité cyclique probablement liée à des variations de pression de remplissage, de cadence, de viscosité du sirop ou de régulation du débit de CO_2.

L'analyse du processus de remplissage à l'aide des cartes de contrôle et des indices de capabilité met en évidence un dysfonctionnement global du système de production.

Les résultats obtenus révèlent à la fois une incapacité du processus à satisfaire les exigences de qualité (Cp = 0,229), un décalage significatif de la moyenne vers des valeurs inférieures à la cible (Cpk = −0,232), ainsi qu'un niveau élevé de non-conformité atteignant 83,3 %.

Par ailleurs, la forte proportion de points situés en dehors des limites de contrôle (73,3 %) traduit une instabilité marquée du processus, confirmant la présence de causes assignables actives. L'analyse met également en évidence une prédominance du sous-remplissage, bien que quelques cas de sur-remplissage soient observés, ce qui reflète à la fois une variabilité importante et un déséquilibre global du processus.

Ces constats démontrent clairement les limites des approches classiques de contrôle (chapitre I), qui permettent de détecter les anomalies sans toutefois anticiper leur apparition. Dans ce contexte, il apparaît nécessaire d'adopter une approche plus avancée, capable de prédire les situations à risque et d'améliorer la prise de décision. Pour cela nous avons opté d'utiliser des techniques d'intelligence artificielle, en vue de mettre en place un système prédictif permettant de renforcer la maîtrise du processus de remplissage.

III. Approche Prédictive par Intelligence Artificielle

L'objectif de cette phase est de développer un modèle prédictif capable d'anticiper les situations de non-conformité, en s'appuyant sur les paramètres réels de fonctionnement de la ligne de remplissage de format 2 litres. Cette approche vise à améliorer la prise de décision et à renforcer la maîtrise du processus. [26] … [30]

1) Démarche de modélisation

Dans cette section, nous présentons une interprétation structurée de ces résultats, en mettant en évidence les dysfonctionnements identifiés, leurs manifestations statistiques et leur implications pratiques pour la qualité de production.

1.1) Description de la base de données

Afin de développer l'approche prédictive proposée, nous avons exploité une base de données industrielle issue d'une journée réelle de production de la ligne de remplissage.

La base de données utilisée contient 960 observations correspondant à des échantillons de bouteilles contrôlés à intervalles réguliers durant le fonctionnement de la ligne.

Pour chaque observation, nous avons recueilli plusieurs variables représentatives des conditions de production et pouvant influencer le niveau de remplissage.

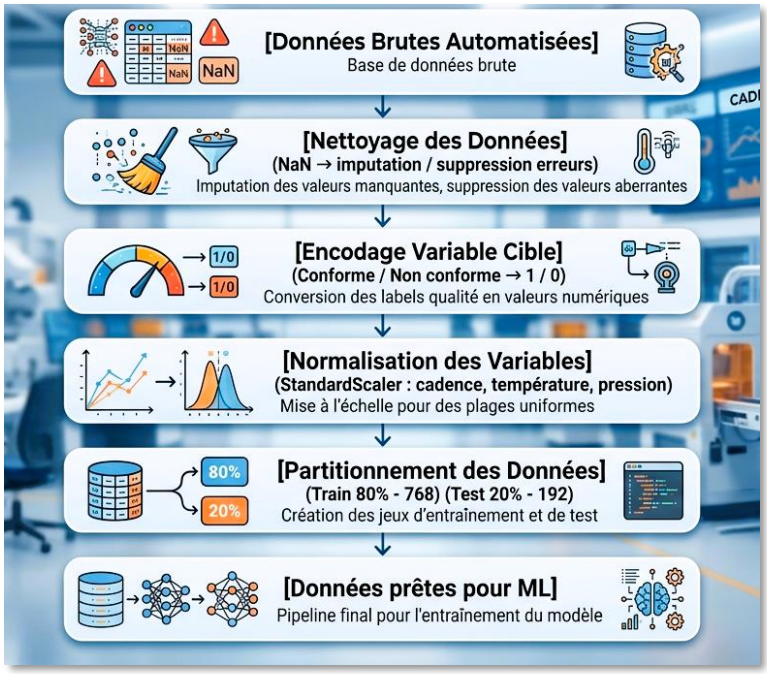


Figure 19: Pipeline de préparation des données pour la modélisation.

Tableau 6: Variables de la base de données.

	Heure	Temps	Pression	Cadence (bpm)	Vitesse	Cumul bouteille	Niveau (ml)
1	4/7/2026 8:00	4,21617636	4.25711645	6	29.8595528	6	1999.52818
2	4/7/2026 8:01	3.64140905	3.98858774	7	29.425781	13	1994.92209
3	4/7/2026 8:02	3	4.02831916	7	30.8704231	20	2004.11287
4	4/7/2026 8:03	3.339222107	4.09505172	7	28.5170035	27	1993.44228
5	4/7/2026 8:04	4.010546374	4.23413233	6	29.312487	33	2010.78673
6	4/7/2026 8:05	3.434466382	3.66895506	6	30.2429221	39	2004.88253
7	4/7/2026 8:06	3.966361268	4.11690481	12	29.0010976	51	1989.63932
8	4/7/2026 8:07	3.46266948	3.94637217	6	31.3381704	57	1998.97534
9	4/7/2026 8:08	3.608823039	4.03332758	7	33.738133	64	1997.18395
10	4/7/2026 8:09	4.426582653	4.21199003	9	28.4914037	73	1996.49021

Tableau 7: Variables de la base de données et statistiques descriptives.

Variable	Unité	Minimum	Moyenne	Maximum
Température	°C	3.00	4.01	5.56
Pression	bar	3.50	4.008	4.5
Cadence instantanée	bpm	5	8.17	12
Vitesse de ligne	m/min	25.0	29.98	35.0
Niveau de remplissage	ml	1 888.7	1 999.4	2 014.6

Variable	Type	Modalités	Taux observé
Sortie	Binaire	Conforme / non conforme	31.3 % NC

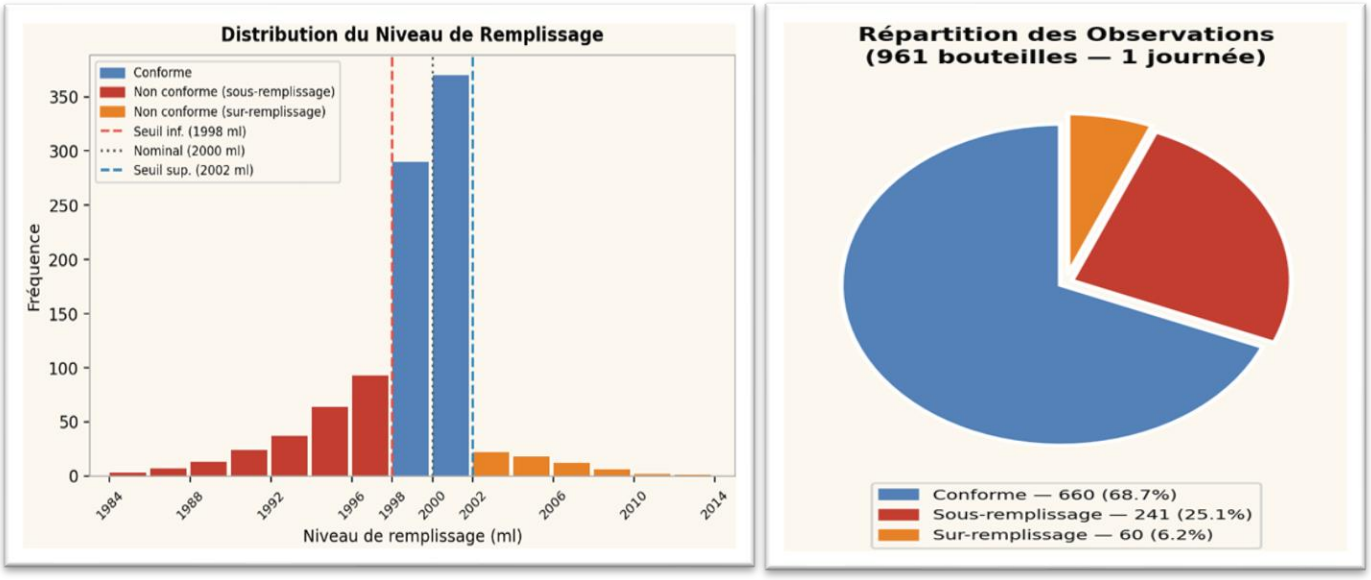


Figure 20: Description de la base de données : Répartition Conforme / Non conforme et distribution du niveau de remplissage.

Afin de mieux visualiser la répartition des données, nous les avons représentées sous forme de diagramme (Figure 20). L'analyse de la variable cible montre que 660 bouteilles sont conformes, soit 68,7 % de l'ensemble des observations, tandis que 301 bouteilles sont classées comme non conformes, représentant 31,3 %. Parmi ces non-conformités, on distingue des cas de sous-remplissage ainsi que de sur-remplissage. Ces résultats mettent en évidence la présence de dérives dans le processus de remplissage et confirment l'existence d'un problème récurrent affectant la stabilité de la ligne de production.

1.2) Préparation des données

Avant toute phase de modélisation, les données ont fait l'objet d'un prétraitement visant à garantir leur qualité, leur cohérence et leur exploitabilité.

Les principales opérations réalisées sont les suivantes :

- **Nettoyage des données**

Une vérification de la qualité des données a été effectuée, incluant le traitement des valeurs manquantes (Nan), qui ont été imputées par la moyenne lorsque nécessaire. Les enregistrements incohérents ont été supprimés, et les plages de valeurs admissibles ont été contrôlées pour chaque variable de production.

- **Encodage de la variable cible**

La variable cible « Sortie » (Conforme / Non conforme) a été transformée en une variable binaire (1 / 0), afin de permettre son utilisation dans les modèles de classification supervisée.

- **Normalisation des variables**

Une standardisation des variables d'entrée a été réalisée à l'aide de l'outil *StandardScaler*, permettant d'homogénéiser les échelles et d'éviter les biais liés aux différences d'unités entre les variables (cadence, température, pression).

- **Partitionnement des données**

Le jeu de données a été divisé en deux sous-ensembles : un ensemble d'entraînement (80 %, soit 768 observations) et un ensemble de test (20 %, soit 192 observations), avec un tirage aléatoire contrôlé (*random_state = 42*) afin d'assurer la reproductibilité des résultats.

1.3) Analyse Exploratoire des Données

L'analyse exploratoire a permis d'identifier les relations entre les paramètres de production et la conformité des bouteilles. La visualisation des données révèle un résultat fondamental qui oriente toute la modélisation.

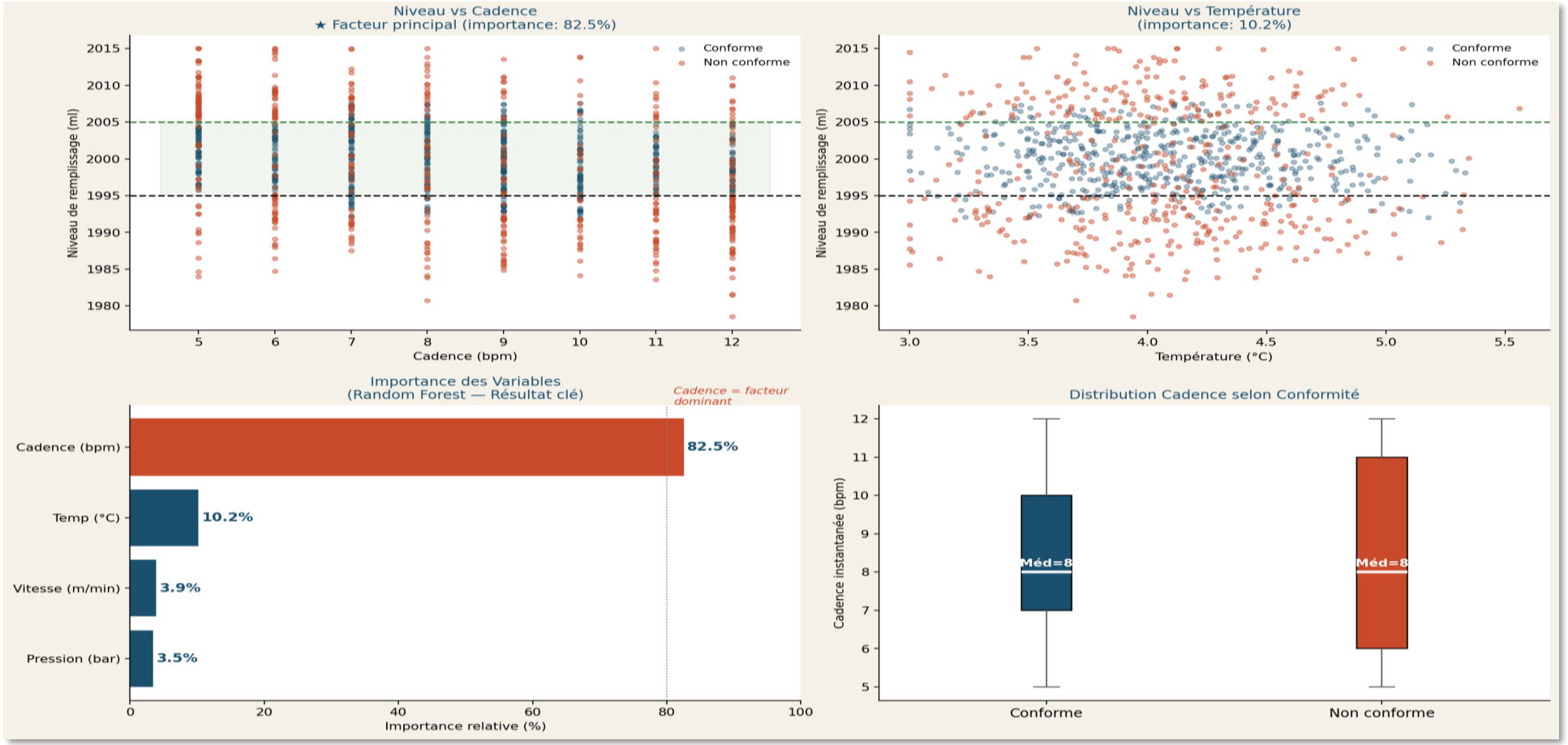


Figure 21: Analyse exploratoire — Niveau vs Cadence, Importance des variables (Random Forest), Distribution cadence selon conformité.

« La cadence instantanée de la ligne constitue le facteur le plus déterminant dans l'apparition des non-conformités, avec une importance relative de 82.5 % dans le modèle Random Forest. »

On observe que les bouteilles non conformes se concentrent préférentiellement aux cadences extrêmes, traduisant une instabilité du dosage lorsque la machine s'éloigne de son régime optimal. La température représente le second facteur d'influence (10.2%), tandis que la pression et la vitesse présentent une corrélation plus faible avec la conformité. Ces observations ont guidé directement le choix des variables d'entrée pour la modélisation.

1.4) Modèles de Machine Learning Utilisés

Dans le cadre de cette étude, trois algorithmes de Machine Learning ont été sélectionnés et comparés afin d'évaluer leur capacité à modéliser le phénomène de non-conformité. Ces modèles couvrent des approches complémentaires, allant de la régression à la classification, permettant ainsi une analyse à la fois quantitative et décisionnelle.

a. Régression linéaire

Modèle de régression permettant de prédire l'écart en millilitres :

$Ecart_ml = Niveau - 2000$. Ce modèle permet d'estimer de manière continue l'ampleur de la déviation par rapport à la valeur cible, offrant ainsi une vision quantitative du phénomène de sous-remplissage.

b. Régression logistique

La régression logistique a été appliquée pour modéliser la probabilité de conformité des bouteilles. Ce modèle de classification binaire permet de distinguer les produits conformes des non conformes, tout en offrant une bonne interprétabilité grâce à ses coefficients, qui traduisent l'influence de chaque variable sur la décision.

c. Radom Forest Classifier

Modèle d'ensemble basé sur la combinaison de 100 arbres de décision (n_estimators = 100), a été utilisé pour capturer les relations complexes entre les variables de production.

Particulièrement adapté aux systèmes industriels non linéaires, ce modèle permet non seulement d'améliorer la performance de prédiction, mais également d'identifier l'importance relative des variables, facilitant ainsi l'interprétation des résultats.

1.5) Évaluation des Modèles

Les trois modèles ont été évalués sur le jeu de test (192 observations) à l'aide de l'accuracy comme indicateur principal de performance.

Afin d'assurer la robustesse des résultats et de limiter l'effet du hasard lié au partitionnement des données, une validation croisée à 5 plis (5-fold cross-validation) a également été réalisée.

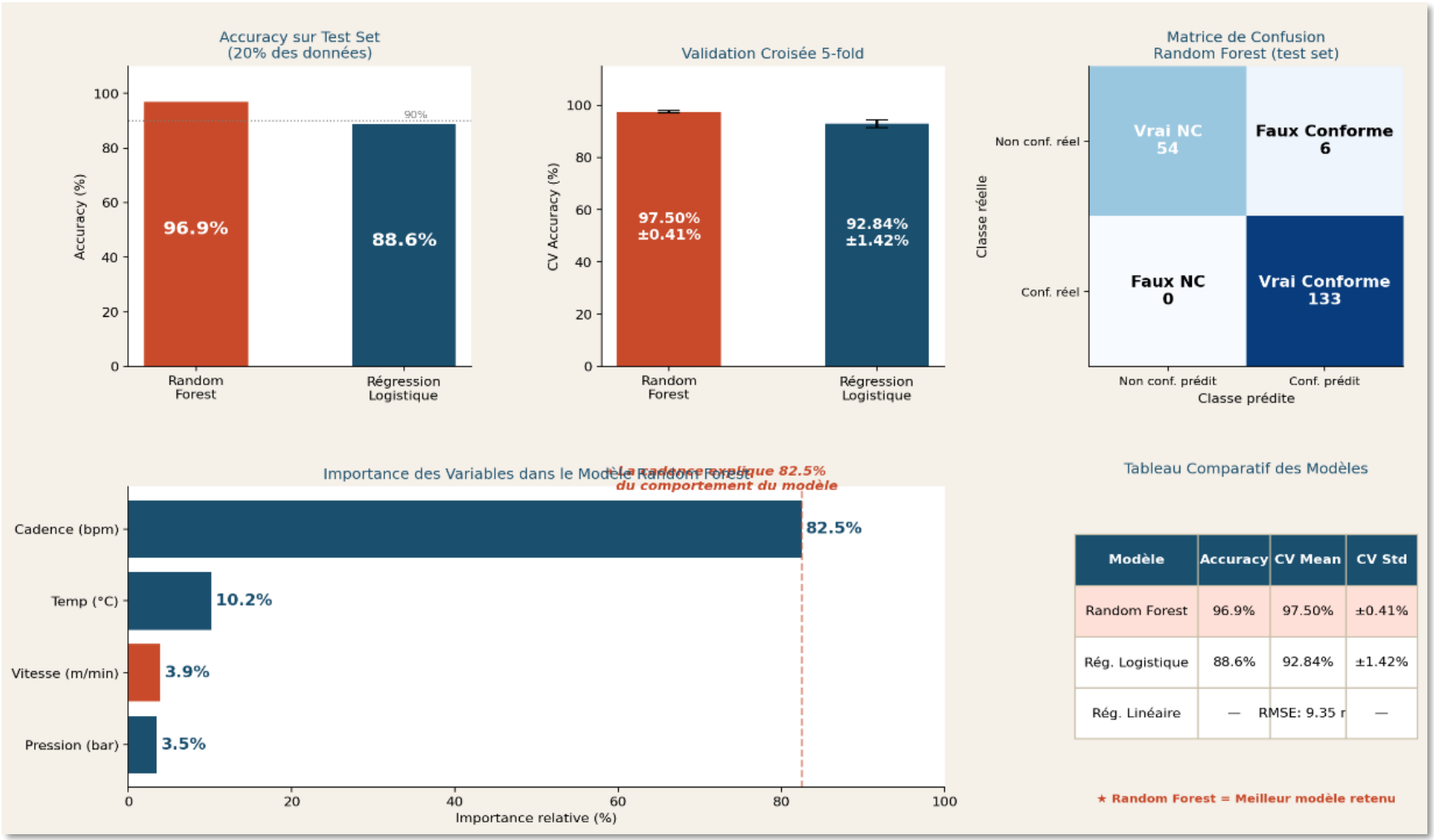


Figure 22: Résultats de la modélisation Accuracy, Validation croisée, Matrice de confusion et Importance des variables.

Le Random Forest Classifier se distingue nettement comme le meilleur modèle, avec une accuracy de 96.9 % sur le jeu de test et une performance remarquablement stable en validation croisée (97.50 % ± 0.41 %). La matrice de confusion confirme ce résultat : sur 60 bouteilles non conformes du jeu de test, 54 ont été correctement détectées, pour une précision de 100 % sur la classe Non conforme (aucun faux positif).[31]

Les résultats obtenus sont les suivants :

Tableau 8: Comparaison des performances des trois modèles.

Modèle	Accuracy (test)	CV Mean (5-fold)	CV Std
Random Forest C(lassifier	96.9 %	97.50 %	± 0.41 %
Régression Logistique	88.6 %	92.84 %	± 1.42 %
Régression Linéaire	—	RMSE : 9.35 ml	—

L'analyse de l'importance des variables confirme et quantifie la découverte de l'EDA :

Tableau 9: Importance des variables dans le modèle Radom Forest.

Variable	Importance relative	Rôle dans le modèle
Cadence instantanée (bpm)	82.5 %	Facteur dominant — pilote la conformité
Température (°C)	10.2 %	Facteur secondaire
Vitesse de ligne (m/min)	3.9 %	Influence faible
Pression (bar)	3.5 %	Influence faible

1.6) Interprétation et Application Industrielle

Interprétation du modèle

> *« Le modèle permet de prédire les situations de sous-remplissage avant leur apparition, transformant la démarche qualité d'un contrôle réactif en un contrôle prédictif basé sur les données. »*

Le modèle Random Forest développé permet d'anticiper les situations de sous-remplissage en se basant uniquement sur les paramètres de fonctionnement de la ligne (cadence, température, pression, vitesse), sans nécessiter de mesure directe du niveau de remplissage. Ce résultat transforme fondamentalement la nature de la démarche qualité : on passe d'un contrôle réactif (détecter la non-conformité après remplissage) à un contrôle prédictif (anticiper la non-conformité avant qu'elle ne se produise).

IV. Proposition de solutions

Suite à l'analyse du processus et aux résultats obtenus à l'aide des méthodes statistiques et des modèles de Machine Learning, deux solutions complémentaires ont été proposées afin d'améliorer la maîtrise du processus de remplissage et de réduire la variabilité observée.

1) Solution 1 : Système d'alerte prédictive

La première solution consiste à exploiter le modèle de Machine Learning développé notamment le modèle Random Forest retenu pour ses performances, comme un outil d'aide à la décision en temps réel.

Ce système permet de prédire, à partir des paramètres courants de production, la probabilité d'apparition d'une non-conformité sur les bouteilles remplies. Lorsque le modèle détecte un risque élevé de sous-remplissage ou de dérive du volume, une alerte est automatiquement générée à destination de l'opérateur, lui permettant d'intervenir de manière préventive et d'ajuster les paramètres de la ligne avant qu'un défaut ne se produise.

Ce dispositif s'inscrit dans une logique de contrôle qualité semi-automatique, où la décision finale reste humaine, mais est guidée et anticipée par l'intelligence artificielle.



Figure 23: Schéma fonctionnel du système d'alerte prédictive.

2) Solution 2 : Régulation automatique par contrôleur PID

La seconde solution proposée vise à franchir une étape supplémentaire en automatisant intégralement la correction du processus, à travers l'intégration d'un système de régulation de type PID (Proportional–Integral–Derivative).

Dans cette architecture, les prédictions issues du modèle de Machine Learning sont transmises au contrôleur PID, qui calcule en temps réel les corrections à appliquer sur les paramètres de remplissage notamment au niveau de la vanne de dosage. Ce système permet de corriger automatiquement les dérives du niveau de remplissage sans intervention humaine, réduisant ainsi la variabilité du processus et améliorant sa stabilité globale.

Cette approche représente une solution entièrement automatique, où la boucle de contrôle est fermée entre la prédiction et l'actionnement.[32],[33]

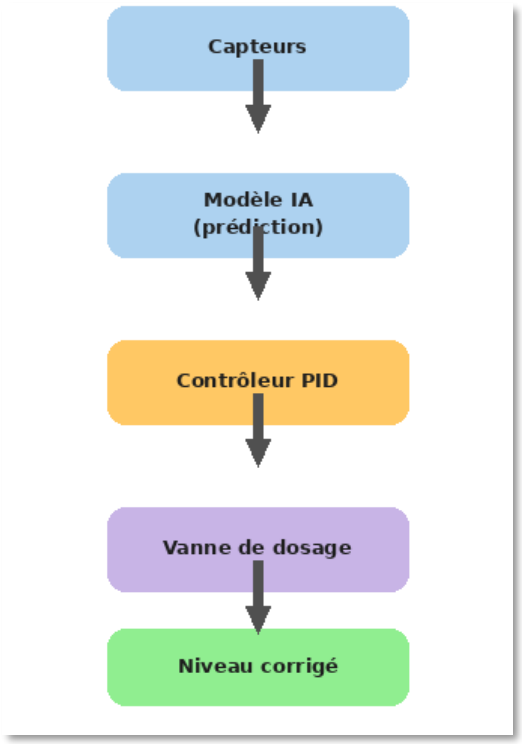


Figure 24: Schéma fonctionnel du système de régulation PID.

3) Comparaison des deux solutions :

Le tableau suivant présente une synthèse comparative des deux approches proposées :

Tableau 10: Comparaison des deux solutions proposées.

Solution	Type de contrôle	Avantages principaux
Alerte prédictive	Semi-automatique	Facile à implémenter, faible coût d'intégration, maintien du rôle de l'opérateur
Régulation PID	Automatique	Haute précision, correction en temps réel, réduction maximale de la variabilité du processus

V. Conclusion

L'ensemble de la démarche développée dans ce chapitre a permis de mettre en évidence les insuffisances du processus de remplissage étudié, tout en démontrant la pertinence d'une approche fondée sur l'exploitation des données industrielles et les techniques d'intelligence artificielle.

Dans un premier temps, l'analyse statistique conduite à l'aide des cartes de contrôle et des indices de capabilité a révélé une variabilité significative du processus, traduisant une instabilité structurelle affectant directement la conformité des volumes remplis. Cette étape a permis de caractériser les dérives du remplissage et de mettre en lumière les difficultés de maîtrise du procédé dans les conditions réelles de production.

Dans un second temps, l'exploitation d'une base de données industrielle issue de la ligne d'embouteillage a permis de développer une approche prédictive reposant sur plusieurs algorithmes de Machine Learning. L'analyse comparative réalisée a montré que le modèle Random Forest offre les meilleures performances en matière de détection des situations de non-conformité. Les résultats ont également mis en évidence l'influence prépondérante de certains paramètres opérationnels, en particulier la cadence de production, sur la variabilité du remplissage.

Enfin, deux solutions complémentaires ont été proposées en vue d'améliorer la maîtrise du processus : un système d'alerte prédictive destiné à assister l'opérateur dans l'anticipation des dérives, et l'intégration d'un contrôleur PID assurant une correction automatique en temps réel du niveau de remplissage.

Cette démarche illustre ainsi l'intérêt de conjuguer les outils classiques du contrôle qualité avec les techniques modernes d'intelligence artificielle, afin de tendre vers une qualité prédictive et intelligente, répondant aux exigences de performance et de fiabilité des systèmes de production industriels contemporains.

Conclusion générale

Au terme de cette étude, il ressort que la maîtrise du processus de remplissage exige désormais de dépasser les méthodes traditionnelles de contrôle qualité. L'analyse conduite a révélé une variabilité notable du processus, symptôme d'une instabilité structurelle aux conséquences directes sur la conformité du produit et la performance globale de la ligne.

Le recours aux outils statistiques, notamment les cartes de contrôle et les indices de capabilité, a permis de caractériser ces dysfonctionnements et d'en établir un diagnostic rigoureux. Ces méthodes demeurent toutefois insuffisantes pour anticiper les dérives avant qu'elles ne se manifestent.

C'est précisément pour répondre à cette limite qu'une approche fondée sur l'intelligence artificielle a été mise en œuvre. L'exploitation des données industrielles par des modèles de Machine Learning, et plus particulièrement par le modèle Random Forest, a permis de prédire les situations de non-conformité avec une précision satisfaisante, tout en identifiant les paramètres les plus déterminants, au premier rang desquels la cadence de production.

Au-delà du diagnostic, ce travail s'inscrit dans une démarche d'innovation concrète, articulée autour de deux niveaux d'intervention : un système d'alerte prédictive visant à assister l'opérateur dans ses décisions, et un mécanisme de régulation automatique reposant sur un contrôleur PID, conçu pour corriger les dérives en temps réel.

Ce projet illustre ainsi la transition d'une qualité réactive vers une qualité prédictive et intelligente, dans laquelle la donnée industrielle devient le principal levier d'amélioration continue.

Enfin, les résultats obtenus ouvrent des perspectives prometteuses, notamment l'intégration en conditions réelles des modèles développés au sein des systèmes de supervision industrielle, ainsi que l'extension de cette approche à d'autres processus de production.

Références

[1] International Organization for Standardization, ISO 9000:2015 — Systèmes de management de la qualité : Principes essentiels et vocabulaire. Geneva, Switzerland: ISO, 2015. Disponible : https://www.iso.org/standard/45481.html

[2] International Organization for Standardization, ISO 9001:2015 — Systèmes de management de la qualité : Exigences. Geneva, Switzerland: ISO, 2015. Disponible: https://www.iso.org/standard/62085.html

[3] D. C. Montgomery, Introduction to Statistical Quality Control, 6th ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2009.

[4] W. A. Shewhart, Economic Control of Quality of Manufactured Product. New York, NY, USA: Van Nostrand, 1931.

[5] International Organization for Standardization, ISO 7870-1:2019 — Cartes de contrôle — Partie 1 : Lignes directrices générales. Geneva, Switzerland: ISO, 2019. Disponible : https://www.iso.org/standard/69639.html

[6] Organization for Standardization, ISO 7870-2:2023 — Cartes de contrôle — Partie 2 : Cartes de contrôle de Shewhart. Geneva, Switzerland: ISO, 2023. Disponible : https://www.iso.org/standard/78859.html

[7] Ishikawa, What is Total Quality Control? The Japanese Way. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1985.

[8] Electrotechnical Commission, IEC 60812:2018 — Analyse des modes de défaillance et de leurs effets (AMDE/AMDEC). Geneva, Switzerland: IEC, 2018.

[9] A. Chiarini, “Industry 4.0, quality management and TQM world: A systematic literature review and a proposed agenda for further research,” The TQM Journal, vol. 32, no. 4, pp. 603–616, 2020. Disponible : https://www.researchgate.net/publication/342531300

[10] D. P. Maganga and I. W. R. Taifa, “Quality 4.0 conceptualisation: an emerging quality management concept for manufacturing industries,” The TQM Journal, vol. 35, no. 2, pp. 389–413, 2023. https://doi.org/10.1108/TQM-11-2021-0328

[11] M. Fonseca, J. P. Domingues, and V. M. Lima, “Quality 4.0 and the digital transformation of quality management,” Journal of Industrial Information Integration, vol. 24, p. 100217, 2021. https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100217

[12] M. Turing, “Computing Machinery and Intelligence,” Mind, vol. 59, no. 236, pp. 433–460, 1950. https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433

[13] J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, and C. E. Shannon, “A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence,” AI Magazine, vol. 27, no. 4, pp. 12–14, 2006. https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904

[14] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep Learning. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016. Disponible gratuitement : https://www.deeplearningbook.org

[15] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, 2nd ed. New York, NY, USA: Springer, 2009. Disponible gratuitement : https://hastie.su.domains/ElemStatLearn/

[16] . Breiman, “Random Forests,” Machine Learning, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

[17] D. W. Hosmer, S. Lemeshow, and R. X. Sturdivant, Applied Logistic Regression, 3rd ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2013.
[18] Schwab, “The Fourth Industrial Revolution: what it means, how to respond,” Foreign Affairs, Dec. 2015. Disponible : https://www.foreignaffairs.com/articles/2015-12-12/fourth-industrial-revolution
[19] A. Kusiak, “Smart manufacturing,” International Journal of Production Research, vol. 56, no. 1–2, pp. 508–517, 2018. https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1351644
[20] M. Bertolini, D. Mezzogori, M. Neroni, and F. Zammori, “Machine learning and deep learning based predictive quality in manufacturing: a systematic review,” Journal of Intelligent Manufacturing, 2022. https://doi.org/10.1007/s10845-022-01963-8
[21] Psarommatis, G. May, P. A. Dreyfus, and D. Kiritsis, “The quality management ecosystem for predictive maintenance in the Industry 4.0 era,” International Journal of Quality Innovation, vol. 5, no. 4, 2019. https://doi.org/10.1186/s40887-019-0029-5
[22] A. Chiarini, “Industry 4.0, quality management and TQM world: A systematic literature review and a proposed agenda for further research,” The TQM Journal, vol. 32, no. 4, pp. 603–616, 2020. Disponible : https://www.researchgate.net/publication/342531300
[23] W. A. Shewhart, Economic Control of Quality of Manufactured Product. New York, NY, USA: Van Nostrand, 1931.
[24] International Organization for Standardization, ISO 7870-1:2019 — Cartes de contrôle — Partie 1 : Lignes directrices générales. Geneva, Switzerland: ISO, 2019. Disponible : https://www.iso.org/standard/69639.html
[25] International Organization for Standardization, ISO 7870-2:2023 — Cartes de contrôle — Partie 2 : Cartes de contrôle de Shewhart. Geneva, Switzerland: ISO, 2023.
[26] OIML, OIML R 96 : Bouteilles récipients-mesures, éd. 1990.[memoirepfe.fst-usmba]
[27] Conseil des Communautés européennes, Directive 75/107/CEE du 19 décembre 1974 relative au rapprochement des législations des États membres concernant les bouteilles utilisées comme récipients-mesures.
[28] Disponible : https://www.iso.org/standard/78859.html
[29] D. C. Montgomery, Introduction to Statistical Quality Control, 8th ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2020.
[30] L. Breiman, “Random Forests,” Machine Learning, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001. Disponible : https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/randomforest2001.pdf
[31] K. Msakni, A. Risan, and P. Schütz, “Using machine learning prediction models for quality control: a case study from the automotive industry,” Computational Management Science, vol. 20, no. 11, 2023. https://doi.org/10.1007/s10287-023-00448-0
[32] M. Bertolini, D. Mezzogori, M. Neroni, and F. Zammori, “Machine learning and deep learning based predictive quality in manufacturing: a systematic review,” Journal of Intelligent Manufacturing, 2022. https://doi.org/10.1007/s10845-022-01963-8

[33] S. Rydzi, B. Zahradnikova, Z. Sutova, M. Ravas, D. Hornacek, and P. Tanuska, “A Predictive Quality Inspection Framework for the Manufacturing Process in the Context of Industry 4.0,” Sensors, vol. 24, no. 17, p. 5644, Aug. 2024. Disponible : https://www.mdpi.com/1424-8220/24/17/5644

[34] F. Psarommatis, G. May, P. A. Dreyfus, and D. Kiritsis, “The quality management ecosystem for predictive maintenance in the Industry 4.0 era,” International Journal of Quality Innovation, vol. 5, no. 4, 2019. Disponible : https://doi.org/10.1186/s40887-019-0029-5

[35] L. Xiao, “Parameter Tuning of PID Controller for Beer Filling Machine Liquid Level Control Based on Improved Genetic Algorithm,” Mathematical Problems in Engineering, vol. 2021, p. 7287796, Jul. 2021. Disponible : https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8325588/

[36] T. D. Kassie, M. S. Geremew, and K. A. Chanie, “Decoupled level and flow rate control of a two-tank system in beverage production: A comparative analysis of Fuzzy-PID and GA-PID,” PLOS ONE, vol. 20, no. 2, Feb. 2025. Disponible : https://doi.org/10.1371/journal.pone.0317600

Annexe

Méthode carte de contrôle : échantillonnage format 2L (30 bouteilles).

1	format 2L	moins ou cible							
2	B/JRS	1	2	3	4	5	moyenne	etendue	LIC	LSC
3	B1	2	2.1	2.2	2,1	2	2.075	0.2	1.9207563	1.9988437
4	B2	1.95	1.94	1.92	1.95	1.95	1.942	0.03	1.9207563	1.9988437
5	B3	1.88	1.87	1.89	1.88	1.88	1.88	0.02	1.9207563	1.9988437
6	B4	1.97	2	1.98	1.99	1.99	1.986	0.03	1.9207563	1.9988437
7	B5	1.84	1.83	1.84	1,85	1.84	1.8375	0.01	1.9207563	1.9988437
8	B6	2	2	2.1	2	2.1	2.04	0.1	1.9207563	1.9988437
9	B7	1.9	1.92	1.92	1.91	1.9	1.91	0.02	1.9207563	1.9988437
10	B8	1.88	1.87	1.87	1.88	1.88	1.876	0.01	1.9207563	1.9988437
11	B9	1.99	1.98	2	2.1	2.1	2.034	0.12	1.9207563	1.9988437
12	B10	1.88	1.87	1.85	1,88	1.87	1.8675	0.03	1.9207563	1.9988437
13	B11	1.84	1.84	1.83	1.84	1.84	1.838	0.01	1.9207563	1.9988437
14	B12	1.92	1.92	1.95	1.94	1.94	1.934	0.03	1.9207563	1.9988437
15	B13	2	2.1	2	2	2.2	2.06	0.2	1.9207563	1.9988437
16	B14	1.95	1.94	1.93	1.92	1.93	1.934	0.03	1.9207563	1.9988437
17	B15	2.1	1.98	2	2.1	2.1	2.056	0.12	1.9207563	1.9988437
18	B16	2.1	2.1	2.2	2	2	2.08	0.2	1.9207563	1.9988437
19	B17	1.82	1.83	1.92	1.84	1.82	1.846	0.1	1.9207563	1.9988437
20	B18	1.99	1.98	1.99	1.99	1.99	1.98	0.01	1.9207563	1.9988437
21	B19	1.92	1.9	1.92	1.9	1.9	1.908	0.02	1.9207563	1.9988437
22	B20	1.99	2	2.1	2	2.1	2.038	0.11	1.9207563	1.9988437
23	B21	1.88	1,87	1.88	1,6	1,88	1.88	0	1.9207563	1.9988437
24	B22	1.92	1.93	1.94	1.92	1.92	1.926	0.02	1.9207563	1.9988437
25	B23	2	2.2	2.1	2.1	2.1	2.1	0.2	1.9207563	1.9988437
26	B24	2.1	1.99	1.98	2	2	2.014	0.12	1.9207563	1.9988437
27	B25	1.94	1.95	1.93	1.94	1.94	1.94	0.02	1.9207563	1.9988437
28	B26	1.97	1.98	1.99	1.99	1.98	1.982	0.02	1.9207563	1.9988437
29	B27	1.99	1.99	2.1	2.1	2	2.036	0.11	1.9207563	1.9988437
30	B28	1.88	1.87	1.88	1.89	1.88	1.88	0.02	1.9207563	1.9988437
31	B29	1.99	2	1.99	2	2.1	2.016	0.11	1.9207563	1.9988437
32	B30	1.9	1.89	1.9	1.9	1.9	1.898	0.01	1.9207563	1.9988437
33										

Méthode carte de contrôle : échantillonnage format 1L (30 bouteilles).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	format 1 L	moins ou cible								
2	B/JRS	1	2	3	4	5	moyenne	etendue	LIC	LSC
3	B1	0.96	O.98	0.95	0.96	0.99	0.965	0.04	0.972849	1.04170433
4	B2	0.99	1	0.999	0.98	0.99	0.9918	0.02	0.972849	1.04170433
5	B3	1.1	1	1.2	1.3	1.25	1.17	0.3	0.972849	1.04170433
6	B4	1	0.99	1	1.1	1	1.018	0.11	0.972849	1.04170433
7	B5	0.98	0.99	0.98	0.99	0.99	0.986	0.01	0.972849	1.04170433
8	B6	1.18	1.2	1.12	1.2	1.2	1.18	0.08	0.972849	1.04170433
9	B7	0.99	0.98	0.99	0.98	0.99	0.986	0.01	0.972849	1.04170433
10	B8	0.96	0.95	0.96	0.97	0.98	0.964	0.03	0.972849	1.04170433
11	B9	0.97	0.98	0.97	0.96	0.96	0.968	0.02	0.972849	1.04170433
12	B10	0.96	0.98	0.97	0.96	0.99	0.972	0.03	0.972849	1.04170433
13	B11	0.99	1	1	0.99	0.98	0.992	0.02	0.972849	1.04170433
14	B12	0.98	0.99	0.98	0.99	0.98	0.984	0.01	0.972849	1.04170433
15	B13	0.96	0.98	0,96	0.98	0.97	0.9725	0.02	0.972849	1.04170433
16	B14	1	1.1	1,1	1,2	1,3	1.05	0.1	0.972849	1.04170433
17	B15	1.1	1	1	1.2	1.1	1.08	0.2	0.972849	1.04170433
18	B16	0.95	0.95	0.96	0.97	0.95	0.956	0.02	0.972849	1.04170433
19	B17	0.99	0.98	0.99	0.98	0.99	0.986	0.01	0.972849	1.04170433
20	B18	0.97	0.96	0.97	0.96	0.97	0.966	0.01	0.972849	1.04170433
21	B19	0.99	0.99	0.98	0.99	0.99	0.988	0.01	0.972849	1.04170433
22	B20	1	1	1.1	0.98	0.98	1.012	0.12	0.972849	1.04170433
23	B21	0.99	0.98	0.99	0.98	0.99	0.986	0.01	0.972849	1.04170433
24	B22	0.96	0.95	0.96	0.95	0.96	0.956	0.01	0.972849	1.04170433
25	B23	0.99	1	0.99	0.98	0.99	0.99	0.02	0.972849	1.04170433
26	B24	0.96	0.97	0.98	0.97	0.98	0.972	0.02	0.972849	1.04170433
27	B25	0.98	0.99	0.99	0.98	0.98	0.984	0.01	0.972849	1.04170433
28	B26	0.98	0.98	0.96	0.99	0.98	0.978	0.03	0.972849	1.04170433
29	B27	1,2	1.2	1.1	1	1	1.075	0.2	0.972849	1.04170433
30	B28	1.1	0.9	0.9	1	1	0.98	0.2	0.972849	1.04170433
31	B29	1.1	1.1	1.2	1.2	1.2	1.16	0.1	0.972849	1.04170433
32	B30	0.94	0.95	0.96	0.95	0.95	0.95	0.02	0.972849	1.04170433
33										

Méthode carte de contrôle : échantillonnage format 33 CL (30 bouteilles).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	format 33cL	moins ou cible								
2	B/JRS	1	2	3	4	5	moyenne	etendue	LSC	LIC
3	B1	29.5	30	30.3	31	30.1	30.18	1.5	30.1951733	29.51816
4	B2	26.5	27	27.2	26.6	26	26.66	1.2	30.1951733	29.51816
5	B3	27.5	26.9	27.9	27.5	27.8	27.52	1	30.1951733	29.51816
6	B4	30	30.5	30.2	30	30.3	30.2	0.5	30.1951733	29.51816
7	B5	32	32.5	32.4	32	32.4	32.26	0.5	30.1951733	29.51816
8	B6	29.5	29.9	29.9	29.5	27.8	29.32	2.1	30.1951733	29.51816
9	B7	30.2	30.5	30.1	29.9	30.3	30.2	0.6	30.1951733	29.51816
10	B8	28.7	29	28.9	29.1	28.8	28.9	0.4	30.1951733	29.51816
11	B9	31.5	31.2	31.6	31.4	31.3	31.4	0.4	30.1951733	29.51816
12	B10	27.4	27.8	27.6	27.5	27.7	27.6	0.4	30.1951733	29.51816
13	B11	30.8	31	30.9	30.7	30.6	30.8	0.4	30.1951733	29.51816
14	B12	29.2	29.5	29.3	29.1	29.4	29.3	0.4	30.1951733	29.51816
15	B13	32.1	32.3	32	32.2	32.4	32.2	0.4	30.1951733	29.51816
16	B14	28.4	28.6	28.5	28.7	28.3	28.5	0.4	30.1951733	29.51816
17	B15	30.6	30.4	30.7	30.5	30.8	30.6	0.4	30.1951733	29.51816
18	B16	27.9	28.1	28	27.8	28.2	28	0.4	30.1951733	29.51816
19	B17	31.1	31.3	31	31.2	31.4	31.2	0.4	30.1951733	29.51816
20	B18	29.6	29.8	29.7	29.5	29.9	29.7	0.4	30.1951733	29.51816
21	B19	32.5	32.3	32.4	32.2	32.1	32.3	0.4	30.1951733	29.51816
22	B20	28.9	29.1	29	28.8	29.2	29	0.4	30.1951733	29.51816
23	B21	30.3	30.1	30.4	30.2	30.5	30.3	0.4	30.1951733	29.51816
24	B22	27.6	27.9	27.7	27.8	27.5	27.7	0.4	30.1951733	29.51816
25	B23	31.7	31.5	31.6	31.8	31.4	31.6	0.4	30.1951733	29.51816
26	B24	29.4	29.2	29.3	29.5	29.5	29.38	0.3	30.1951733	29.51816
27	B25	32.6	32.4	32.7	32.5	32.3	32.5	0.4	30.1951733	29.51816
28	B26	28.8	28.5	28.3	28.1	28.5	28.44	0.7	30.1951733	29.51816
29	B27	30.9	31.1	31	30.8	30.1	30.78	1	30.1951733	29.51816
30	B28	27.3	27.5	27.4	27.6	27	27.36	0.6	30.1951733	29.51816
31	B29	31.9	32	31.8	31.7	32.1	31.9	0.4	30.1951733	29.51816
32	B30	29.8	30	29.9	29.7	30.1	29.9	0.4	30.1951733	29.51816
33										

Échantillons de l`historique de production 1jr

Heure	Temp	Pression	Cadence inst	Vitesse (m/m	Cumul boute	Niveau moye
07/04/2026 08:00	4,21617636	4,25711645	6	29,8595528	6	1999,52818
07/04/2026 08:01	3,64140905	3,98858774	7	29,425781	13	1994,92209
07/04/2026 08:02	3	4,02831916	7	30,8704231	20	2004,11287
07/04/2026 08:03	3,33922211	4,09505172	7	28,5170035	27	1993,44228
07/04/2026 08:04	4,01054637	4,23413233	6	29,312487	33	2010,78673
07/04/2026 08:05	3,43446638	3,66895506	6	30,2429221	39	2004,88253
07/04/2026 08:06	3,96636127	4,11690481	12	29,0010976	51	1989,63932
07/04/2026 08:07	3,46266948	3,94637217	6	31,3381704	57	1998,97534
07/04/2026 08:08	3,60882304	4,03332758	7	33,738133	64	1997,18395
07/04/2026 08:09	4,42658265	4,21199003	9	28,4914037	73	1996,49021
07/04/2026 08:10	4,12374027	3,76116267	7	26,6697494	80	2001,92606
07/04/2026 08:11	3,99516779	3,79747111	8	25,9965197	88	2005,60343
07/04/2026 08:12	4,43948199	3,61291401	7	29,6990637	95	1999,33361
07/04/2026 08:13	4,2403043	3,89016821	9	28,6736708	104	2001,02743
07/04/2026 08:14	4,72328165	4,26608647	10	30,415721	114	2000,57154
07/04/2026 08:15	3,77007037	3,97588256	8	30,2651953	122	2000,00902
07/04/2026 08:16	3,78518251	3,73197502	7	26,7935663	129	1994,55329
07/04/2026 08:17	3,34944537	3,90286425	6	26,3702323	135	2005,54222
07/04/2026 08:18	3,78550964	3,70242766	11	30,5918665	146	1998,47598
07/04/2026 08:19	4,48238495	3,77496278	6	30,2708577	152	2001,97441
07/04/2026 08:20	4,64999369	4,07776378	8	29,148364	160	1995,96745
07/04/2026 08:21	4,48015258	3,76522534	9	26,6857128	169	1997,7039
07/04/2026 08:22	3,10290407	4,22252686	11	30,9427825	180	1999,11933
07/04/2026 08:23	4,54157261	3,98577594	5	32,5437991	185	1992,32938
07/04/2026 08:24	3,08074069	4,01711894	9	30,5559649	194	1991,55983
07/04/2026 08:25	4,44905866	3,94432541	9	28,3050522	203	1996,99626
07/04/2026 08:26	3,81610774	4,15456957	8	30,0891043	211	2002,6126
07/04/2026 08:27	4,35126666	4,15663198	8	27,2677718	219	1996,73431
07/04/2026 08:28	3,33377583	4,06701087	12	32,1159214	231	1994,90597
07/04/2026 08:29	4,58558382	4,11295782	12	30,1636887	243	1995,92657
07/04/2026 08:30	3,26751263	3,95758207	9	26,4636862	252	1997,72329
07/04/2026 08:31	3,66577255	4,1084406	5	29,3986513	257	1998,23071
07/04/2026 08:32	3,50095269	3,93242445	7	30,926603	264	2010,82761
07/04/2026 08:33	3,12285757	4,00044632	9	29,3339048	273	2005,2731
07/04/2026 08:34	4,04726378	3,94507125	6	29,4482086	279	2005,12387
07/04/2026 08:35	4,90304456	3,90855629	9	27,5511956	288	2005,8429
07/04/2026 08:36	5,33345261	3,86217764	5	31,133082	293	1995,0059
07/04/2026 08:37	4,04857789	4,09353802	5	28,7030616	298	1993,88818
07/04/2026 08:38	4,55834064	4,26212118	8	25,6871093	306	1994,46565
07/04/2026 08:39	4,11604732	4,23422039	8	29,2574853	314	1888,67253
07/04/2026 08:40	4,2494416	3,74868693	6	31,9622994	320	1997,26404
07/04/2026 08:41	3,82892567	4,25784061	9	29,2261411	329	1993,74322
07/04/2026 08:42	4,09753846	3,9363683	5	33,47597	334	1997,84502
07/04/2026 08:43	4,26873935	4,1201466	5	30,8579359	339	1998,80697

Résumé

Dans le contexte de l'Industrie 4.0 et de l'augmentation des volumes de données industrielles, les méthodes traditionnelles de contrôle qualité montrent leurs limites, en particulier pour anticiper les non-conformités. Cette complexité croissante des processus de production exige des approches plus intelligentes et prédictives pour garantir la conformité des produits et l'efficacité du système de production.

Ce projet propose le développement d'un système d'aide à la décision basé sur l'intelligence artificielle. Il utilise des techniques d'apprentissage automatique pour prédire les situations à risque et identifier les facteurs influençant la qualité. L'approche intègre également des mécanismes d'interprétation des modèles, permettant de transformer les résultats algorithmiques en recommandations concrètes pour les responsables qualité et production.

L'évaluation du système à l'aide d'un jeu de données expérimental démontre son efficacité pour réduire les pertes, améliorer la qualité et optimiser la gestion des processus industriels. Ce travail illustre ainsi le potentiel des systèmes intelligents comme levier stratégique pour l'adoption de pratiques de qualité plus efficaces et orientées données.

Mots-clés : Industrie 4.0 ; Intelligence artificielle ; Apprentissage automatique ; Contrôle qualité ; Prédiction des anomalies.

Abstract

In the context of Industry 4.0 and the increasing volume of industrial data, traditional quality control methods reveal their limitations, particularly in anticipating non-conformities. The growing complexity of production processes demands smarter and more predictive approaches to ensure product compliance and overall production system efficiency.

This project proposes the development of a decision support system based on artificial intelligence. It utilizes machine learning techniques to predict risk-prone situations and identify factors affecting quality. The system also incorporates model interpretability mechanisms, enabling the transformation of algorithmic results into actionable recommendations for quality and production managers.

Evaluation of the system using an experimental dataset demonstrates its effectiveness in reducing losses, improving quality, and optimizing industrial process management. This work thus highlights the potential of intelligent systems as a strategic tool for implementing more efficient, data-driven quality practices.

Keywords: Industry 4.0 ; Artificial intelligence ; Machine Learning ; Quality control ; Anomaly prediction.

ملخص

في سياق الثورة الصناعية الرابعة وزيادة حجم البيانات الصناعية، تظهر حدود أساليب الرقابة التقليدية للجودة، خاصة فيما يتعلق بتوقع حالات عدم المطابقة. هذه التعقيدات المتزايدة في عمليات الإنتاج تتطلب اتباع نهج أكثر ذكاءً وتنبؤًيا لضمان مطابقة المنتجات وفعالية نظام الإنتاج.

يقترح هذا المشروع تطوير نظام دعم القرار يعتمد على الذكاء الاصطناعي. يستخدم تقنيات التعلم الآلي للتنبؤ بالمواقف ذات المخاطر وتحديد العوامل المؤثرة في الجودة. كما يدمج النظام آليات لتفسير النماذج، مما يسمح بتحويل النتائج الحاسوبية إلى توصيات عملية لمسؤولي الجودة والإنتاج.

تُظهر تقييمات النظام باستخدام مجموعة بيانات تجريبية فعاليته في تقليل الخسائر، وتحسين الجودة، وتحسين إدارة العمليات الصناعية. يبرز هذا العمل بذلك إمكانيات الأنظمة الذكية كأداة استراتيجية لاعتماد ممارسات جودة أكثر فعالية ومبنية على البيانات الاقتصادية لنشاطهم.

الكلمات المفتاحية : الصناعة 4.0 ؛ الذكاء الاصطناعي ؛ التعلم الآلي ؛ مراقبة الجودة ؛ التنبؤ بالإنحرافات.