

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur  
et de la Recherche Scientifique  
Ecole Nationale Supérieure de Management  
Koléa



وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
المدرسة الوطنية العليا للمناجنت  
القليلة

## MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

En vue de l'obtention d'un Master

Spécialité : « Entrepreneuriat et management des projets »

**La contribution de l'intelligence artificielle à la gestion des  
risques de production**

**Étude de Cas : CEMENTS LAFARGE SOUAKRI-CILAS-**

Élaboré par :

CHEMMAR Ines

Encadré par :

Dr. SABA Amine

Année Universitaire 2025/2026

## Résumé

Cette étude vise à explorer la contribution de l'intelligence artificielle à la réduction des risques de production au sein de la cimenterie CILAS. Pour ce faire, une approche qualitative a été adoptée en s'appuyant sur une stratégie de triangulation combinant des entretiens semi-directifs menés auprès de 10 cadres, l'observation directe ainsi que l'analyse documentaire. Le traitement des données a été effectué à l'aide du logiciel NVivo, incluant le codage des entretiens, des observations et des documents, ainsi que des analyses lexicales, linguistiques et une cartographie cognitive.

Les résultats de l'étude révèlent des améliorations importantes suite à l'intégration de l'intelligence artificielle, notamment grâce à des outils tels que SAP, HLC, TIS et DALOG, permettant d'anticiper les pannes avant leur survenue grâce à la maintenance prédictive, le suivi intelligent des équipements et l'optimisation du contrôle qualité.

**Mots-clés :** Intelligence artificielle, Maintenance prédictive, Contrôle qualité, Gestion des risques de production, Approche qualitative.

**Abstract**

This study aims to explore the contribution of artificial intelligence to the reduction of production risks within the CILAS cement plant. To achieve this, a qualitative approach was adopted based on a triangulation strategy combining semi-structured interviews conducted with 10 executives, direct observation, and documentary analysis. Data processing was carried out using NVivo software, including the coding of interviews, observations, and documents, as well as lexical, linguistic, and cognitive mapping analyses.

The results of the study reveal significant improvements following the integration of artificial intelligence, notably through tools such as SAP, HLC, TIS, and DALOG, enabling the anticipation of failures before their occurrence through predictive maintenance, intelligent equipment monitoring, and the optimization of quality control.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Predictive Maintenance, Quality Control, Production Risk Management, Qualitative Approach.

## ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى استكشاف مساهمة الذكاء الاصطناعي في الحد من مخاطر الإنتاج داخل مصنع الإسمنت CILAS. ولتحقيق ذلك، تم اعتماد مقارنة نوعية بالاعتماد على استراتيجية التثليث التي تجمع بين المقابلات شبه الموجهة التي أُجريت مع 10 إطارات، والملاحظة المباشرة، بالإضافة إلى تحليل الوثائق. وقد تمت معالجة البيانات باستخدام برنامج NVivo، بما في ذلك ترميز المقابلات والملاحظات والوثائق، إلى جانب التحليلات المعجمية واللغوية ورسم الخرائط المعرفية.

تكشف نتائج الدراسة عن تحسينات مهمة عقب دمج الذكاء الاصطناعي، لا سيما من خلال أدوات مثل SAP و HLC و TIS و DALOG، مما سمح بالتنبؤ بالأعطال قبل حدوثها بفضل الصيانة التنبؤية، والمتابعة الذكية للمعدات، وتحسين مراقبة الجودة. مراقبة الجودة.

**الكلمات المفتاحية:** ذكاء الاصطناعي، صيانة التنبؤية، مراقبة الجودة، إدارة مخاطر الإنتاج، منهج النوعي.

## Remerciements

En préambule, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à **ALLAH**, le Tout-Puissant, de m'avoir accordé la santé, la persévérance et la détermination nécessaires pour mener à terme ce travail.

J'exprime ma plus profonde gratitude à **ma famille** pour son soutien indéfectible, sa confiance et son accompagnement constant tout au long de mon parcours, ainsi que pour son affection, sa bienveillance et les sacrifices consentis afin de me permettre de réussir.

Je souhaite adresser mes remerciements les plus respectueux à **Dr Amine Saba** pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité constante ainsi que pour ses orientations éclairées, qui ont largement contribué à l'aboutissement de ce travail.

Je tiens également à exprimer ma profonde reconnaissance à l'ensemble du corps enseignant ainsi qu'au personnel administratif de **l'École Nationale Supérieure de Management (ENSM)**, pour la qualité de la formation dispensée et pour l'environnement académique rigoureux et propice à l'excellence qu'ils ont su instaurer.

Enfin, J'adresse enfin mes sincères remerciements à **l'entreprise CILAS**, au sein de laquelle j'ai effectué mon stage, pour m'avoir offert un cadre professionnel favorable à l'apprentissage et à l'acquisition de nouvelles compétences. Je remercie particulièrement l'ensemble de l'équipe pour son accueil chaleureux, son accompagnement, ainsi que pour la qualité de l'encadrement et les conditions de travail qui m'ont permis de mener à bien cette expérience.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toute personne ayant contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

## Table des matières

|                                                                                                  |            |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>Résumé.....</b>                                                                               | <b>I</b>   |
| <b>Abstract .....</b>                                                                            | <b>II</b>  |
| <b>ملخص .....</b>                                                                                | <b>III</b> |
| <b>Remerciements.....</b>                                                                        | <b>IV</b>  |
| <b>Table des matières .....</b>                                                                  | <b>V</b>   |
| <b>Liste des tableaux .....</b>                                                                  | <b>IX</b>  |
| <b>Liste Des Abréviations, Sigles Et Acronymes .....</b>                                         | <b>X</b>   |
| <b>Liste des figures .....</b>                                                                   | <b>XI</b>  |
| <b>INTRODUCTION .....</b>                                                                        | <b>1</b>   |
| <b>CHAPITRE I: Cadre théorique .....</b>                                                         | <b>5</b>   |
| <b>Section 1: La revue de littérature.....</b>                                                   | <b>6</b>   |
| 1 L'évolution de l'Intelligence Artificielle vers l'Optimisation des Systèmes de Production..... | 6          |
| 2 La gestion des risques de production : Vers une approche proactive et systémique :.....        | 7          |
| 3 Le rôle de l'IA dans la gestion des risques de production.....                                 | 9          |
| <b>Section 2: Cadre conceptuel .....</b>                                                         | <b>12</b>  |
| 1 Le processus de gestion des risques de production : .....                                      | 12         |
| 1.1 Identification des risques : .....                                                           | 13         |
| 1.2 Analyse et évaluation des risques : .....                                                    | 14         |
| 1.3 Traitement et priorisation : .....                                                           | 14         |
| 1.4 Surveillance et la révision des risques : .....                                              | 15         |
| 2 Les outils traditionnels de maîtrise des risques : .....                                       | 15         |
| 2.1 Les dispositifs techniques de prévention : .....                                             | 16         |
| 2.2 La maintenance préventive et corrective dans la gestion des risques industriels : .....      | 16         |
| 2.3 Les procédures de sécurité et leur rôle dans la maîtrise des risques : .....                 | 17         |
| 2.4 La formation et la culture de sécurité du personnel : .....                                  | 17         |

|                                               |                                                                                             |           |
|-----------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.5                                           | Les audits et contrôles internes de sécurité industrielle : .....                           | 17        |
| 2.6                                           | Les plans d'urgence et de continuité des activités industrielles : .....                    | 18        |
| 3                                             | Les limites des méthodes traditionnelles de gestion des risques : .....                     | 19        |
| 3.1                                           | Le caractère statique des méthodes face aux environnements dynamiques : .....               | 19        |
| 3.2                                           | La dépendance excessive à l'expertise humaine : .....                                       | 19        |
| 3.3                                           | Les limites liées à l'exploitation des données massives : .....                             | 20        |
| 3.4                                           | Une approche principalement réactive de la gestion des risques : .....                      | 20        |
| 3.5                                           | Une intégration limitée de la gestion des risques dans la stratégie : .....                 | 21        |
| 3.6                                           | Les coûts élevés et la complexité organisationnelle : .....                                 | 21        |
| 4                                             | Les outils de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production : ..... | 22        |
| 4.1                                           | Les algorithmes de machine Learning dans l'industrie : .....                                | 22        |
| 4.2                                           | Les réseaux neuronaux et le Deep Learning : .....                                           | 23        |
| 4.3                                           | La vision artificielle dans le contrôle industriel : .....                                  | 23        |
| 4.4                                           | Les systèmes experts et l'aide à la décision : .....                                        | 24        |
| 4.5                                           | L'analyse prédictive et la maintenance intelligente : .....                                 | 24        |
| 4.6                                           | Les plateformes d'intelligence artificielle et l'IIoT : .....                               | 24        |
| 5                                             | Les apports de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production.....   | 25        |
| 5.1                                           | Maintenance prédictive et prévention des pannes.....                                        | 25        |
| 5.2                                           | Contrôle qualité intelligent et optimisation de la production.....                          | 25        |
| 5.3                                           | IA et aide à la prise de décision dans la gestion des risques .....                         | 26        |
| 5.4                                           | Approche intégrée de la gestion des risques de production .....                             | 26        |
| 5.4.1                                         | De la réactivité à la proactivité .....                                                     | 26        |
| 5.4.2                                         | Réduction des biais décisionnels et amélioration de l'objectivité .....                     | 27        |
| 5.4.3                                         | Renforcement de la résilience des systèmes industriels .....                                | 27        |
| <b>CHAPITRE II: Cadre méthodologique.....</b> |                                                                                             | <b>28</b> |
| <b>Section 1 : Méthode .....</b>              |                                                                                             | <b>29</b> |
| 1                                             | Cadre épistémologique .....                                                                 | 29        |

|                                                                |                                                                                     |           |
|----------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2                                                              | Démarche méthodologique.....                                                        | 30        |
| <b>Section 2: Données .....</b>                                |                                                                                     | <b>30</b> |
| 1                                                              | Population d'étude :.....                                                           | 30        |
| 1.1                                                            | Taille d'échantillon : .....                                                        | 31        |
| 2                                                              | Collecte des données .....                                                          | 31        |
| 2.1                                                            | Outil de collecte des données .....                                                 | 31        |
| 2.2                                                            | Guide d'Entretien .....                                                             | 32        |
| 2.3                                                            | Période de collecte des données .....                                               | 33        |
| 2.4                                                            | Traitement des données :.....                                                       | 33        |
| <b>Section 3 : Présentation de l'organisme d'accueil .....</b> |                                                                                     | <b>35</b> |
| 1                                                              | Présentation générale :.....                                                        | 35        |
| 2                                                              | Historique : .....                                                                  | 35        |
| 3                                                              | Structure organisationnelle :.....                                                  | 36        |
| 4                                                              | Processus de production du ciment : Analyse des flux et opérations unitaires :..... | 37        |
| 5                                                              | Choix du terrain de stage :.....                                                    | 39        |
| 5.1                                                            | Raisons du choix de CILAS pour le stage : .....                                     | 39        |
| <b>CHAPITRE III: .....</b>                                     |                                                                                     | <b>41</b> |
| <b>RESULTATS &amp; DISCUSSIONS .....</b>                       |                                                                                     | <b>41</b> |
| <b>Section 1: Résultats.....</b>                               |                                                                                     | <b>42</b> |
| Principaux résultats :.....                                    |                                                                                     | 42        |
| 2                                                              | Analyse des résultats via NVivo : .....                                             | 51        |
| 2.1                                                            | Approche lexicale : .....                                                           | 51        |
| 2.2                                                            | Approche linguistique : .....                                                       | 53        |
| 2.3                                                            | Approche thématique : .....                                                         | 54        |
| 2.4                                                            | Approche cartographie : .....                                                       | 56        |
| <b>Section 2 : Discussion des résultats .....</b>              |                                                                                     | <b>58</b> |
| <b>CONCLUSION .....</b>                                        |                                                                                     | <b>61</b> |

|                                                   |           |
|---------------------------------------------------|-----------|
| <b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>                        | <b>65</b> |
| <b>ANNEXES .....</b>                              | <b>70</b> |
| <b>ANNEXE 1 : Entretiens semi-directifs .....</b> | <b>71</b> |

**Liste des tableaux**

|                                                                                                                                           |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tableau 1 :</b> Canevas du guide d'entretien de notre étude .....                                                                      | 33 |
| <b>Tableau 2 :</b> Synthèse des indicateurs de performance technique (KPIs) et des paramètres de contrôle du processus (Site CILAS). .... | 38 |
| <b>Tableau 3 :</b> Coefficient de corrélation.....                                                                                        | 53 |

## Liste Des Abréviations, Sigles Et Acronymes

**IA:** Intelligence Artificielle.

**SAP:** Systems, Applications, and Products in Data Processing.

**IIoT:** Industrial Internet of Things.

**IOT:** Internet of Things.

**HAZOP:** Hazard and Operability Study.

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

**CILAS :** Ciment Lafarge Souakri Biskra.

**DALOG:** Diagnostic and Logic.

**RCAssist:** Root Cause Assist.

**IEC :** Commission électrotechnique internationale.

**ISO :** Organisation internationale de normalisation.

**HLC:** High Level Control.

**FAT:** Factory Acceptance Test.

**KPIs:** Key Performance Indicators.

**SVM:** Support Vector Machine.

**TIS :** Technologies de l'Information et des Systèmes

**SCADA:** Supervisory Control and Data Acquisition.

**Seeq Workbench:** Seeq Workbench Advanced Analytics Platform

**C3 AI :** C3 Artificial Intelligence (anciennement C3 IoT)

**Liste des figures**

|                                                                          |           |
|--------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Figure 1 : Processus de gestion des risques selon ISO 31000 .....</b> | <b>13</b> |
| <b>Figure 2 : Organigramme de CILA .....</b>                             | <b>36</b> |
| <b>Figure 3 : Nuage des mots .....</b>                                   | <b>52</b> |
| <b>Figure 4 : Répartition thématique .....</b>                           | <b>55</b> |
| <b>Figure 5 : carte cognitive. ....</b>                                  | <b>56</b> |

# **INTRODUCTION**

## **1 Contexte global**

La transformation numérique des systèmes industriels, combinée à l'automatisation croissante des processus de production, a profondément modifié l'environnement des entreprises. Celles-ci évoluent désormais dans un contexte caractérisé par une forte complexité, une incertitude accrue et une augmentation continue des risques opérationnels. Dans ce cadre, la gestion des risques de production s'impose comme un enjeu stratégique essentiel pour assurer la continuité et la performance des activités industrielles.

Cependant, les approches traditionnelles de gestion des risques, basées principalement sur l'expérience des acteurs et l'analyse a posteriori des incidents, montrent leurs limites face à la rapidité des évolutions technologiques et à la masse importante de données générées en temps réel par les systèmes industriels modernes. Elles restent souvent réactives plutôt que prédictives.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle apparaît comme une solution innovante capable de transformer ces pratiques. En exploitant les données en temps réel et en mobilisant des modèles prédictifs, elle permet d'améliorer l'anticipation des défaillances, de renforcer la fiabilité des décisions et d'optimiser la gestion des risques de production. (Zonta et al., 2020)

## **2 Pertinence de l'étude**

Cette étude s'inscrit dans le contexte de la transformation numérique des systèmes industriels avec l'utilisation croissante de l'intelligence artificielle pour améliorer la performance et gérer les risques de production.

À travers le cas de la cimenterie CILAS, elle montre comment l'IA aide à la maintenance prédictive et à la surveillance de la qualité, ainsi qu'à l'anticipation des pannes et à l'optimisation de la production.

Elle met aussi en évidence le passage d'une gestion des risques réactive vers une gestion plus prédictive et proactive grâce à l'intelligence artificielle.

## **3 Les objectifs de l'étude**

Cette recherche a pour objectif principal d'explorer la contribution de l'intelligence artificielle à l'amélioration de la gestion des risques de production au sein de la cimenterie CILAS.

De manière plus spécifique, elle vise à :

- Examiner les modalités d'intégration de l'intelligence artificielle dans les processus industriels de CILAS ;
- Identifier les apports de l'IA dans l'anticipation, la détection et la réduction des risques de production ;
- Analyser le rôle des systèmes intelligents dans l'aide à la décision et l'évolution des pratiques de gestion des risques ;
- Mettre en évidence la transition d'une gestion réactive vers une gestion prédictive des risques industriels.

#### **4 Problématique de l'étude**

Pour répondre à nos objectifs d'étude, notre question de recherche se formule ainsi :

**Comment l'intelligence artificielle permet-elle de réduire les risques de production au sein de la cimenterie CILAS ?**

**Sous questions :**

À partir de cette question de recherche, nous avons identifié les sous-questions suivantes :

- Comment l'intelligence artificielle est-elle intégrée dans les processus industriels de production, maintenance et contrôle qualité au sein de la cimenterie CILAS ?
- Quels sont les principaux outils d'intelligence artificielle utilisés dans la gestion des risques de production ?

#### **5 La méthode adoptée**

Cette étude repose sur une approche qualitative à visée exploratoire, fondée sur une étude de cas réalisée au sein de la cimenterie CILAS. La recherche s'inscrit dans un paradigme constructiviste et adopte une démarche inductive permettant de comprendre les perceptions et les pratiques des cadres impliqués dans la gestion des risques de production et l'intégration de l'intelligence artificielle. Cette démarche repose sur des entretiens semi-directifs, complétés par l'observation directe et l'analyse documentaire, afin d'assurer une compréhension globale, rigoureuse et contextualisée du phénomène étudié.

## **6 Annonce du plan**

Ce mémoire est structuré en trois chapitres, précédés d'une introduction et suivis d'une conclusion.

L'introduction présente le contexte de la recherche, la problématique ainsi que les objectifs liés à l'étude du rôle de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques de production.

Le chapitre I porte sur Cadre théorique, à travers une revue de littérature et un cadre conceptuel.

Le chapitre II présente le contexte organisationnel de l'entreprise CILAS ainsi que la méthodologie adoptée.

Le chapitre III expose les résultats et discussion de l'étude empirique.

# **CHAPITRE I : Cadre théorique**

Ce chapitre présente le cadre théorique de la recherche en mettant en évidence l'évolution de l'intelligence artificielle, les concepts de gestion des risques de production et les contributions de l'IA à l'amélioration de la performance industrielle.

### **Section 1 : La revue de littérature**

Face au développement rapide de l'intelligence artificielle et à la transformation numérique des systèmes industriels, de nombreuses études se sont intéressées à son rôle dans l'amélioration des processus organisationnels et le renforcement de la gestion des risques.

La littérature scientifique met en évidence une évolution progressive des approches adoptées, allant des systèmes experts traditionnels aux modèles avancés d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond (Machine Learning/Deep Learning).

En conséquence, afin d'inscrire cette recherche dans un cadre théorique solide, il est essentiel d'examiner les fondements conceptuels de l'intelligence artificielle et d'analyser les contributions les plus significatives des études antérieures relatives à la gestion des risques de production.

## **1 L'évolution de l'Intelligence Artificielle vers l'Optimisation des Systèmes de Production**

L'intelligence artificielle (IA) constitue un champ de recherche interdisciplinaire dont la définition a évolué au rythme des avancées scientifiques et technologiques. De manière générale, elle désigne l'ensemble des techniques permettant de concevoir des systèmes capables de reproduire certaines capacités cognitives humaines tout en optimisant le traitement de l'information dans des contextes complexes.

Selon (Russell & Norvig, 2016), l'IA se définit comme des systèmes capables de percevoir leur environnement, de raisonner et de prendre des décisions, mettant l'accent sur la dimension cognitive et établissant un parallèle avec l'intelligence humaine. Cependant, cette approche classique reste limitée face aux environnements industriels complexes et aux volumes massifs de données, ne tenant pas compte pleinement de l'apprentissage autonome et de l'adaptabilité en temps réel.

Les évolutions récentes, illustrées par les travaux de (Goodfellow et al., 2016), montrent l'importance des techniques d'apprentissage automatique et des réseaux neuronaux profonds dans le traitement de grandes quantités de données, traduisant un déplacement du focus de la

simple reproduction de l'intelligence humaine vers une logique d'optimisation et de performance basée sur les données (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019) souligne par ailleurs la capacité des systèmes d'IA à générer des recommandations en temps réel, renforçant leur rôle dans les processus décisionnels et stratégiques.

D'un point de vue stratégique, (Brynjolfsson & McAfee, 2017) considèrent que l'IA constitue un levier de transformation organisationnelle, améliorant la performance et facilitant la prise de décision, marquant ainsi son évolution d'outil technique vers vecteur de création de valeur. Dans le contexte industriel, l'IA est de plus en plus intégrée aux systèmes de production, permettant de détecter des anomalies, prédire des défaillances et optimiser la maintenance prédictive (Wuest et al., 2016). (Frank et al., 2019) rappellent que l'IA ne remplace pas l'expertise humaine mais renforce l'intelligence opérationnelle, soulignant une complémentarité entre l'humain et la technologie. De nombreuses études mettent également en évidence son apport à la gestion proactive des risques industriels, que ce soit pour anticiper les risques émergents (Lee et al., 2015), améliorer la qualité des produits (Mühlenbach, 2020) ou optimiser les stratégies de maintenance (Zio, 2018).

Néanmoins, l'IA présente certaines limites, notamment la dépendance aux données de qualité, la difficulté d'interprétation des décisions des systèmes complexes et les enjeux éthiques liés à l'autonomie décisionnelle, ce qui souligne la nécessité d'une utilisation équilibrée où l'IA complète l'expertise humaine sans la remplacer.

Ainsi, l'intelligence artificielle apparaît comme un concept en constante évolution, ayant progressé d'une approche centrée sur la simulation des capacités humaines vers une approche intégrée, orientée vers la performance, la prise de décision et la gestion proactive des risques dans les environnements industriels.

L'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques a fait l'objet de nombreux travaux de recherche. Cette section synthétise les contributions majeures de la littérature scientifique, en mettant l'accent sur le passage des méthodes statistiques conventionnelles vers les modèles de maintenance prédictive et de gestion proactive de la performance industrielle.

## **2 La gestion des risques de production : Vers une approche proactive et systémique :**

La gestion des risques de production constitue une approche systématique combinant des techniques, des processus et des outils conçus pour identifier, analyser, évaluer et maîtriser les

risques liés aux activités de production d'une organisation (Aven, 2016; International Organization for Standardization, 2018), avec pour objectif principal d'assurer la continuité des opérations et de réduire l'impact des incidents imprévus sur la production (COSO, 2004; Hillson & Murray-Webster, 2007).

Cette démarche proactive ne se limite pas à la réaction aux incidents lorsqu'ils surviennent, mais vise également à anticiper et prévenir les perturbations potentielles (International Organization for Standardization, 2018). Elle s'appuie sur des outils qualitatifs et quantitatifs tels que l'AMDEC, les arbres de défaillance, les simulations Monte-Carlo et l'analyse statistique des données de production (Aven, 2016; Stamatis, 2003), contribuant à la qualité des produits et services tout en limitant les pannes et non-conformités (Hillson, 2012; International Organization for Standardization, 2015).

Par ailleurs, la gestion des risques de production favorise une utilisation optimale des ressources, réduit le gaspillage et accroît l'efficacité globale des systèmes industriels (Aven, 2016; COSO, 2004), tout en s'inscrivant dans la stratégie globale de l'entreprise pour renforcer la résilience organisationnelle et soutenir la prise de décision face à l'incertitude (Hillson & Murray-Webster, 2007). Son développement historique s'appuie sur les fondements de la théorie des probabilités et de l'assurance au XX<sup>e</sup> siècle, pour se perfectionner ensuite grâce aux concepts de qualité totale et d'ingénierie des systèmes (Hillson & Murray-Webster, 2007). Les objectifs principaux de cette approche incluent la pérennité des activités, l'efficacité des systèmes de production, l'excellence des résultats et la réduction des incertitudes opérationnelles (Aven, 2016; Hillson, 2012; International Organization for Standardization, 2018).

Néanmoins, l'adoption de cette démarche implique des défis techniques et organisationnels, tels que la qualité et la gouvernance des données (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019; Samek et al., 2021), l'interprétabilité des modèles (Gunning, 2017) et la formation des opérateurs pour exploiter efficacement les recommandations des systèmes intelligents (Davenport & Ronanki, 2018).

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle ne doit pas être considérée comme un outil autonome, mais comme un levier complémentaire à intégrer dans un modèle sociotechnique et décisionnel global (Brynjolfsson & McAfee, 2017; Frank et al., 2019), permettant d'optimiser la prévention, la surveillance et la prise de décision, et ainsi de renforcer significativement la performance, la sécurité et la compétitivité des entreprises industrielles.

En synthèse, il apparaît que la gestion des risques de production, bien que structurée par des approches classiques et normatives, se heurte aujourd'hui à la complexité croissante des systèmes industriels et à la massivité des données générées.

C'est dans cette perspective que l'intelligence artificielle s'impose non pas comme un substitut, mais comme un levier technologique majeur. Elle permet de transcender les limites de l'analyse humaine traditionnelle en offrant des capacités de prédiction et d'auto-apprentissage, transformant ainsi la gestion des risques d'une posture réactive vers une intelligence opérationnelle proactive. Cette convergence entre l'IA et la maîtrise des risques constitue le cœur de notre problématique, visant à explorer comment l'innovation technologique peut renforcer la résilience et la performance des systèmes de production complexes.

### **3 Le rôle de l'IA dans la gestion des risques de production**

L'intelligence artificielle occupe aujourd'hui une place centrale dans l'amélioration de la gestion des risques de production au sein des entreprises industrielles, notamment à travers la maintenance prédictive, la détection des anomalies et l'optimisation des processus industriels.

Dans ce cadre, (Kusiak, 2018) aux États-Unis a mené une étude visant à évaluer l'apport de l'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive et la réduction des risques de production dans les systèmes de fabrication intelligents. L'auteur a adopté une méthodologie quantitative basée sur l'analyse de grandes bases de données industrielles issues de machines réelles, comprenant plus de 100 000 enregistrements de capteurs industriels en mobilisant des techniques de machine Learning. Les données ont été traitées à l'aide de SPSS. L'objectif principal était d'analyser la capacité des modèles prédictifs à anticiper les défaillances des équipements industriels. Les résultats montrent une réduction des pannes imprévues de 20 % à 30 %, avec comme limite principale la dépendance à des environnements industriels fortement digitalisés, ce qui limite la généralisation des résultats.

Dans la même perspective, (Lee et al., 2018) en Chine ont conduit une étude portant sur les systèmes cyber-physiques intégrant l'intelligence artificielle et l'Internet des objets dans la prévention des risques industriels. La méthodologie repose sur une approche expérimentale combinant simulation et observation d'environnements réels, avec un échantillon constitué de plus de 50 systèmes de production intelligents équipés de capteurs IoT. Les données ont été analysées à l'aide de SPSS. L'objectif était de développer un cadre de surveillance intelligente

permettant la détection précoce des anomalies. Les résultats montrent une amélioration de la détection des risques de 25 % à 35 %, avec une limite liée à la complexité de mise en œuvre et aux infrastructures avancées requises.

Par ailleurs, (Lenzner et al., 2023) aux États-Unis ont réalisé une étude visant à évaluer l'efficacité de l'intelligence artificielle dans la détection des anomalies à partir de données issues de capteurs IoT couvrant environ 200 machines industrielles connectées. La méthodologie est quantitative basée sur l'analyse de données industrielles. Les données ont été traitées à l'aide de SPSS. L'objectif était de réduire les arrêts de production. Les résultats montrent une réduction des arrêts de production de 15 % à 25 %, avec une limite liée à la dépendance à la qualité et à la complétude des données.

Dans le même cadre, (Zhang & Yang, 2019) en Chine ont étudié l'utilisation des algorithmes de Deep Learning dans la détection des défauts industriels. L'étude repose sur une méthodologie combinant simulation et analyse de données industrielles complexes. Les données ont été analysées à l'aide de SPSS. L'objectif était d'améliorer la précision de détection des anomalies dans des environnements industriels automatisés. Les résultats montrent une amélioration de la performance de classification des défauts estimée entre 30 % et 40 %, avec comme limite la faible interprétabilité des modèles.

De plus, (Jardine et al., 2006) au Canada ont analysé l'évolution des systèmes de maintenance industrielle vers des approches prédictives. La méthodologie est comparative, basée sur la comparaison entre maintenance corrective et maintenance prédictive. Les données ont été traitées à l'aide de SPSS. L'objectif était d'évaluer l'impact sur les coûts et la disponibilité des équipements. Les résultats montrent une réduction des coûts de maintenance de 20 % à 35 % ainsi qu'une amélioration de la disponibilité des équipements, avec une limite liée à la nécessité d'un système de collecte de données fiable.

En complément, (Deloitte, 2022) au Royaume-Uni a mené une étude qualitative basée sur des entretiens semi-directifs auprès de 35 responsables industriels issus de plusieurs entreprises. L'objectif était d'évaluer l'impact de l'intelligence artificielle sur la performance industrielle et la réduction des erreurs humaines. Les données ont été analysées à l'aide de NVivo selon une analyse thématique. Les résultats montrent une réduction des erreurs humaines estimée à 20 %, avec une limite liée à la subjectivité des réponses et au niveau de maturité numérique des entreprises.

Dans la continuité, (Siemens, 2021) en Allemagne a étudié l'intégration de l'intelligence artificielle dans les systèmes de production automatisés. La méthodologie repose sur une étude de cas industrielle analysant des lignes de production réelles. Les données ont été analysées à l'aide de NVivo selon une approche thématique. Les résultats montrent une amélioration de la stabilité opérationnelle de 25 % à 30 %, avec une limite liée aux infrastructures industrielles avancées nécessaires.

Par ailleurs, (Zio, 2018) aux États-Unis a exploré l'utilisation de l'intelligence artificielle pour la maintenance prédictive dans les industries lourdes. La méthodologie est quantitative basée sur le big data industriel et des modèles prédictifs appliqués aux machines critiques. Les données ont été traitées à l'aide de SPSS. Les résultats montrent une amélioration de la précision de prédiction de 20 % à 30 %, avec une limite liée à la qualité des données.

Enfin, (Accenture, 2021) a étudié l'impact de l'intelligence artificielle sur la performance des chaînes de production industrielles à l'échelle mondiale. La méthodologie repose sur une analyse globale de type survey et benchmarking industriel. Les données quantitatives ont été analysées à l'aide de SPSS. Les résultats montrent une amélioration de la productivité de 25 % à 40 % ainsi qu'une réduction des risques opérationnels, avec comme limite les défis liés à la transformation organisationnelle.

## Section 2: Cadre conceptuel

La gestion des risques est une démarche stratégique visant à assurer la sécurité et la performance des systèmes industriels, basée sur des référentiels comme l'ISO 31000 et un processus allant de l'identification au suivi des risques. Cependant, les méthodes traditionnelles (AMDEC, HAZOP, maintenance préventive) montrent des limites face à la complexité industrielle et à leur dépendance aux données historiques, ce qui réduit leur capacité à anticiper les nouveaux risques.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle constitue un outil complémentaire qui améliore l'analyse des risques en temps réel et favorise une gestion plus proactive et prédictive.

### 1 Le processus de gestion des risques de production :

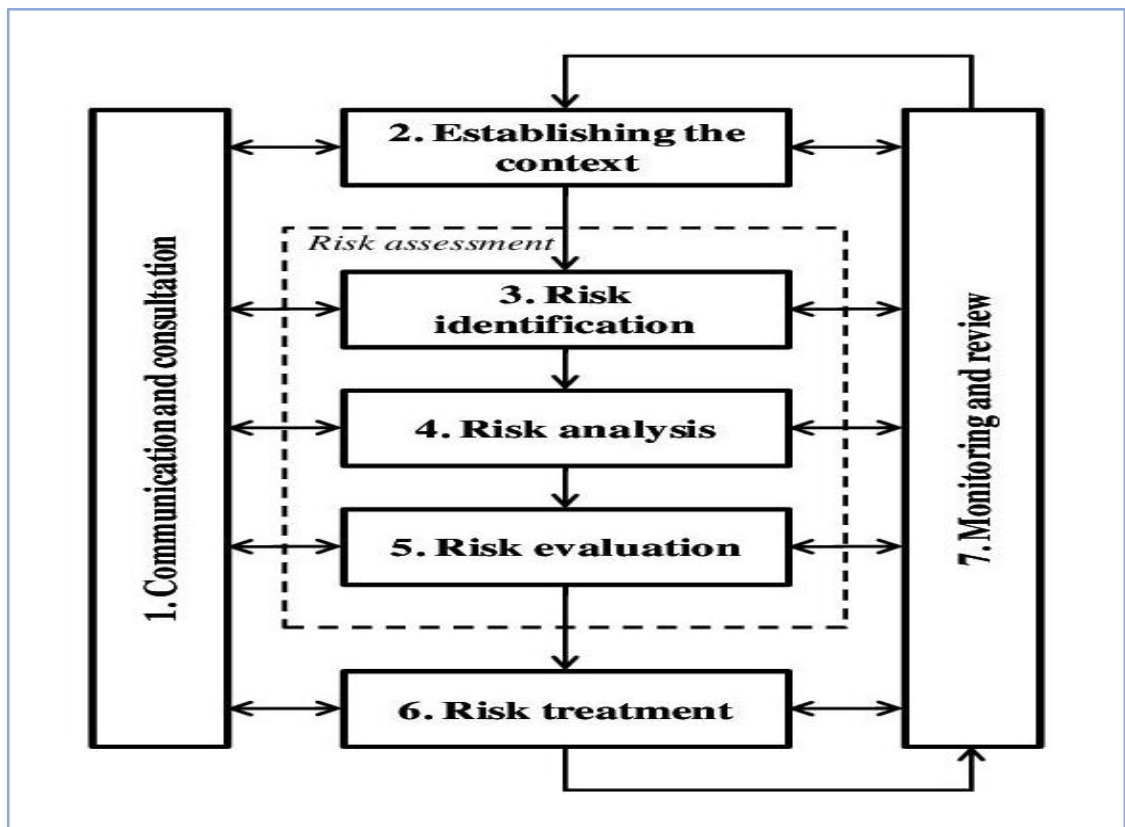
La gestion des risques est une démarche organisée et structurée qui vise à identifier, analyser, évaluer et traiter les risques pouvant impacter la continuité, la sécurité et la performance des exploitations industrielles.

Dans le secteur de l'industrie lourde, cette démarche est d'autant plus importante qu'elle doit faire face à des installations complexes, à des équipements critiques et à des situations de crise dont les effets peuvent être majeurs à un niveau économique, humain ou environnemental (Aven, 2016; Hopkin, 2018). La gestion des risques selon la norme (International Organization for Standardization, 2018).

Est fondée sur une approche anticipative et préventive, intégrée à la gouvernance et à la prise de décision, permettant de s'adapter aux évolutions organisationnelles et sectorielles plutôt que de se limiter à une approche de traitement des causes après coup (International Organization for Standardization, 2018; Lee et al., 2015).

Cette définition souligne que la gestion des risques ne se limite pas à une approche technique, mais constitue également un levier stratégique pour orienter la performance industrielle.

Figure 1 : Processus de gestion des risques selon ISO 31000



Source: (International Organization for Standardization, 2018)

### 1.1 Identification des risques :

L'identification des risques est la première étape indispensable. Elle implique de recenser de façon exhaustive et systématique les sources de risques, en prenant en compte les modes de production, les installations, les procédures, les facteurs humains et l'environnement de travail (International Organization for Standardization, 2018).

Parmi les sources d'information on peut citer :

- Examen des rapports d'incidents passés
- Consultation des procédures de sécurité
- Inspection technique des installations
- Retour d'expérience sur incidents passés
- Travail de brainstorming, comme par exemple AMDEC, HAZOP, ...

Ces méthodes permettent de cibler les défaillances ainsi que des scénarii accidentels avant qu'ils ne se produisent (Ericson, 2015).

Toutefois, ces approches demeurent essentiellement centrées sur des défaillances techniques identifiables et sur des scénarios prévisibles. Leur capacité à intégrer des risques émergents liés à la digitalisation et à l'interconnexion des systèmes industriels reste partielle. Cela met en évidence l'importance d'incorporer des méthodes plus agiles capables d'identifier des signaux faibles et des dangers qui n'ont pas encore été formalisés.

## **1.2 Analyse et évaluation des risques :**

Après l'identification, l'analyse des risques doit permettre d'estimer la probabilité d'occurrence du risque et l'impact potentiel sur l'entreprise, la sécurité, l'environnement... (Aven, 2016; Paté-Cornell, 2021).

L'évaluation permettra ensuite de hiérarchiser les risques. Pour cela, on se basera sur des matrices de criticité qui croisent la gravité et la probabilité.

Dans le domaine des industries lourdes, cette étape est importante pour pouvoir ensuite cibler et concentrer les ressources sur les risques les plus (Hopkin, 2018; International Organization for Standardization, 2018).

Toutefois, cette approche reste dépendante de données historiques et d'hypothèses souvent statiques, ce qui peut limiter la précision de l'évaluation dans des environnements complexes et évolutifs.

## **1.3 Traitement et priorisation :**

Le traitement des risques regroupe l'ensemble des actions qui doivent permettre de diminuer la probabilité d'occurrence du risque ou les conséquences de celui-ci.

Les quatre grandes stratégies que recommande le référentiel ISO 31000 sont l'évitement du risque, la réduction du risque, le transfert du risque et l'acceptation du risque résiduel (International Organization for Standardization, 2018).

Dans l'industrie, on retrouve ces mesures sous forme de :

- Maintenance prédictive
- Amélioration des systèmes de sécurité
- Formation et montée en compétence des opérateurs
- Duplication et sécurisation des systèmes
- Optimisation des procédures d'exploitation (Kjellén, 2007; Zhang & Yang, 2019).

Néanmoins, l'efficacité de ces mesures dépend de la réactivité de l'organisation et de la capacité de l'entreprise à s'adapter en permanence aux stratégies confrontées aux risques de mutation.

#### **1.4 Surveillance et la révision des risques :**

La gestion des risques est un processus qui doit rester vigilant et être mis à jour de façon régulière. La revue permet d'identifier de nouveaux risques, de vérifier si les mesures déjà en place sont toujours efficaces, et si les mesures de prévention sont encore en adéquation avec les récentes évolutions technologiques et organisationnelle (Hopkin, 2018).

Dans les industries lourdes, cette étape est d'autant plus importante qu'il faut aussi pouvoir prévoir le vieillissement des équipements et l'évolution des normes et réglementations.

L'ensemble de ces étapes montre que la gestion des risques repose sur un cadre structuré, mais encore insuffisamment adapté aux nouvelles dynamiques industrielles.

Ainsi, bien que le processus de gestion des risques tel que défini par l'ISO 31000 constitue un cadre structurant et universel, il demeure largement fondé sur une logique séquentielle et relativement stable.

Dans un environnement industriel marqué par l'interconnexion numérique, la variabilité des flux de production et l'intégration des systèmes cyber-physiques, cette approche peut rencontrer des limites en matière d'anticipation dynamique des risques émergents.

## **2 Les outils traditionnels de maîtrise des risques :**

La maîtrise des risques industriels repose historiquement sur un ensemble structuré d'outils techniques, organisationnels et humains visant à prévenir les événements indésirables et à en limiter les conséquences. Selon (Kjellén, 2007), les systèmes traditionnels de prévention constituent la première ligne de défense contre les accidents industriels majeurs.

Dans les industries lourdes, caractérisées par des installations à haute énergie et à forte complexité technologique, ces outils s'inscrivent dans une approche systémique de gestion de la sécurité combinant prévention, protection et amélioration continue (Hopkin, 2018). Ils complètent les méthodes analytiques d'évaluation des risques (AMDEC, HAZOP, FTA) en assurant une mise en œuvre opérationnelle des mesures de contrôle au sein des systèmes de production.

## **2.1 Les dispositifs techniques de prévention :**

Les dispositifs techniques représentent des barrières matérielles destinées à empêcher l'occurrence d'événements dangereux ou à en réduire les impacts. Ils incluent notamment les systèmes instrumentés de sécurité (SIS), les capteurs de surveillance, les alarmes, les mécanismes d'arrêt d'urgence et les barrières physiques de confinement.

La norme IEC 61511 encadre la conception et la gestion des systèmes instrumentés de sécurité dans les industries de procédés, en définissant les niveaux d'intégrité de sécurité (SIL) (International Electrotechnical Commission (IEC), 2016).

De même, IEC 61508 établit les principes généraux de sécurité fonctionnelle applicables aux systèmes électriques, électroniques et programmables (International Electrotechnical Commission (IEC), 2010).

Selon (Hollnagel, 2014), ces barrières techniques constituent des éléments centraux du modèle de défense en profondeur. Toutefois, leur efficacité dépend de la fiabilité des composants, de la maintenance régulière et de leur intégration cohérente dans l'architecture globale du système industriel.

## **2.2 La maintenance préventive et corrective dans la gestion des risques industriels :**

La maintenance constitue un levier fondamental de réduction du risque industriel. La maintenance préventive vise à anticiper les défaillances par des inspections planifiées et le remplacement programmé des composants critiques, tandis que la maintenance corrective intervient après la survenue d'une panne pour restaurer le fonctionnement normal du système (Mobley, 2002).

Dans les industries lourdes, une stratégie de maintenance structurée améliore significativement la disponibilité des équipements et réduit la probabilité d'accidents liés aux défaillances techniques (O'Connor & Kleyner, 2012).

Cependant, les approches traditionnelles reposant principalement sur des calendriers fixes et des données historiques peuvent montrer leurs limites face à la variabilité opérationnelle croissante des systèmes industriels complexes.

### **2.3 Les procédures de sécurité et leur rôle dans la maîtrise des risques :**

Les procédures opérationnelles standardisées constituent un pilier organisationnel essentiel dans la maîtrise des risques. Elles visent à réduire l'incertitude, à encadrer les pratiques professionnelles et à limiter les erreurs humaines (Reason, 1997).

Selon (Perrow, 1984) dans les systèmes technologiques complexes, la formalisation des procédures contribue à réduire les interactions imprévues susceptibles de générer des accidents.

Toutefois, l'efficacité des consignes dépend de leur clarté, de leur actualisation régulière et du niveau d'appropriation par les opérateurs. Une surcharge documentaire ou une culture organisationnelle faible peut limiter leur application effective.

### **2.4 La formation et la culture de sécurité du personnel :**

Le facteur humain est souvent considéré comme le maillon FAIBLE de la sécurité industrielle. La formation a alors pour vocation de professionnaliser l'opérateur, de développer sa conscience des dangers auxquels il peut être confronté mais surtout la culture de sécurité dans son organisation (Hollnagel, 2014). Elle comprend généralement des formations initiales, des formations continues mais aussi des exercices sur table ou des simulations d'accidents ou d'incidents en vue d'améliorer la capacité de réaction face à des situations anormales.

Pour (Reason, 1997), la prévention des accidents industriels graves nécessite que nous cernions aussi bien que possible les conditions de la réalisation des erreurs et que nous encourageons et favorisons le développement d'organisations à long terme 'Learning organisations', qui tirent des leçons de leurs propres expériences.

Or, les modes traditionnels de formation auraient tendance à ne plus suffire à l'évolution rapide des technologies de l'industrie du futur et à la digitalisation croissante des systèmes de production.

Cette vision du facteur humain comme simple « maillon faible » tend aujourd'hui à évoluer vers une approche plus résiliente, où l'opérateur est perçu comme un acteur d'adaptation et de régulation face aux situations imprévues.

### **2.5 Les audits et contrôles internes de sécurité industrielle :**

Les audits internes recouvrent une activité d'évaluation au cours de laquelle un organe, une organisation ou une personne, examine et évalue les preuves en vue d'apprécier dans quelle mesure un organisme satisfait ou tend vers les critères suivants : des exigences spécifiées, des

exigences établies par une norme, des exigences juridiques, des règles de conduite, un code de déontologie, etc...

La norme ISO 45001 vise à encadrer les systèmes de management de la santé et de la sûreté au travail, étant entendu que ceux-ci doivent viser à « permettre à une organisation d'améliorer en permanence ses performances en matière de santé et sécurité au travail », notamment à travers « l'évaluation des performances » (International Organization for Standardization (ISO), 2018b).

De plus, la norme ISO 19011 décrit les lignes directrices pour la conduite des audits qui peuvent être utilisées pour des audits conduits dans un contexte interne ou externe à l'organisation, par exemple par des donneurs d'ordre, des organismes de certification, des autorités ou d'autres parties prenantes (International Organization for Standardization (ISO), 2018a)

Dans les industries lourdes, ces mécanismes permettent de nourrir les dossiers de non-conformité et les instances de contrôle. Toutefois, leur efficacité dépend de l'objectivité des auditeurs et de la capacité de l'organisation à mettre en place les actions correctrices.

## **2.6 Les plans d'urgence et de continuité des activités industrielles :**

Les plans d'urgence et de continuité des activités ont pour objet de doter les organisations de capacités de résilience en cas de crise industrielle majeure. Pour (Hopkin, 2018), la gestion de la crise est un volet important de la gouvernance des risques.

La norme ISO 22301 définit les exigences relatives aux systèmes de management de la continuité des activités, notamment concernant l'analyse des processus nécessaires à l'organisation et à la définition des scénarios de crise pour lesquels un plan de continuité doit être établi (International Organization for Standardization (ISO), 2019).

Si ces plans sont nécessaires, ils restent avant tout des dispositifs réactifs s'appuyant sur des scénarios anticipés, ce qui peut entraver leur efficacité face à des situations imprévues ou systémiques. L'ensemble de ces outils traditionnels forme un dispositif cohérent de maîtrise des risques. Toutefois, leur fonctionnement repose principalement sur une logique préventive structurée mais peu flexible, et fortement dépendante de l'intervention humaine.

Cette configuration peut limiter la capacité d'adaptation face à des environnements industriels caractérisés par une complexité croissante et une production continue de données en temps réel.

### 3 Les limites des méthodes traditionnelles de gestion des risques :

Bien que ces pratiques contribuent au développement de la sécurité dans les milieux à risque, les approches traditionnelles de la gestion des risques ne sont pas sans limites face à la complexité grandissante des systèmes sociotechniques.

En effet, selon le professeur (Aven, 2016), ces pratiques reposeraient souvent sur des hypothèses qui n'amèneraient pas à modéliser entièrement la dynamique des milieux industriels complexes tels que les secteurs pétrolier et gazier, nucléaire, chimique, etc.

L'écart entre des modèles d'analyse statique et la réalité opérationnelle se voit encore grandement accentué par le rythme soutenu d'évolution des technologies, la digitalisation des processus, l'interconnexion des réseaux et des systèmes (Hollnagel, 2014).

#### 3.1 Le caractère statique des méthodes face aux environnements dynamiques :

Des méthodes telles que l'AMDEC, l'HAZOP et la FMEA induisent nécessairement des analyses des risques à des moments donnés dans le cycle de vie des installations. Cela signifie qu'à chaque étape, elles dessinent un instantané des risques à un instant précis, sans que celui-ci ne soit continu par rapport aux variations des conditions de travail (Hopkin, 2018). Or, comme le souligne (Perrow, 1984), les systèmes industriels complexes sont composés d'une multitude d'interactions non linéaires, qui deviennent de plus en plus serrées les unes avec les autres, et pour lesquelles les conditions de départ et qui évoluent constamment ; des interactions qui changent, pour ainsi dire, au fur et à mesure du fonctionnement du système.

Dans l'industrie lourde, ce manque de souplesse dans l'analyse peut laisser de côté des types de risques liés à des changements de charge, des évolutions dans la façon de travailler ou encore des dégradations progressives de l'état des équipements.

Cette rigidité dans l'analyse empêche souvent l'identification précoce des risques émergents, ce qui peut compromettre la continuité opérationnelle.

#### 3.2 La dépendance excessive à l'expertise humaine :

Les approches classiques s'appuient grandement sur le jugement d'experts pour identifier les risques. Si cette expertise est précieuse, elle n'en est pas moins perfectible et n'est jamais dénuée de biais que l'on retrouve dans toute prise de position humaine (Reason, 1997). Les expérimentations menées par Daniel Kahneman nous enseignent que les décisions humaines

sont influencées par des heuristiques et des biais qui peuvent venir grever le jugement le plus rationnel sur le terrain (Kahneman, 2011).

Cette dépendance peut se traduire par une sous-estimation des situations rares mais à conséquence majeure ou par une mise en avant excessive des scénarios déjà rencontrés et donc une moindre capacité à anticiper.

Cela souligne la nécessité d'intégrer des outils d'aide à la décision capables de réduire l'influence des biais cognitifs et d'assurer une évaluation plus objective des risques.

### **3.3 Les limites liées à l'exploitation des données massives :**

La transformation numérique des industries lourdes se traduit par un flux important de données produites par des capteurs IoT, des systèmes SCADA ou des bases de données de maintenance.

Les méthodes traditionnelles qui sont principalement qualitatives ou semi-quantitatives ne sont pas conçues pour analyser de tels flux de données en temps réel (Lee et al., 2015).

Selon ces auteurs, avec l'Industrie 4.0 nous avons besoin d'approches analytiques qui soient en mesure d'intégrer des données qui sont massives, variées et changeantes, pour affiner la prédiction des pannes et la prise de décision d'aller vers une action corrective (Lee et al., 2015).

L'exploitation de ces données massives pourrait permettre non seulement la prédiction des pannes, mais aussi l'optimisation proactive des processus industriels.

Toutefois, l'efficacité de ces systèmes reste fortement dépendante de la qualité, de la fiabilité et de la gouvernance des données industrielles collectées. Une mauvaise structuration ou une faible qualité des données peut limiter la pertinence des analyses produites par les systèmes intelligents.

### **3.4 Une approche principalement réactive de la gestion des risques :**

Les méthodes classiques sont souvent basées sur du retour d'expérience (RETEX) et sur l'analyse des incidents passés. Si on peut dire, avec l'expérience, que cette démarche peut contribuer à y voir plus clair pour éviter que tel ou tel accident ou incident ne se reproduise, on peut aussi dire qu'elle reste centrée sur des événements qui sont déjà survenus (Hollnagel, 2014).

La notion de « Safety-II » nous dit que la sécurité ne peut se satisfaire de n'être construite que sur la correction des erreurs, mais qu'elle doit aussi s'appuyer sur une compréhension de la

manière dont le système fournit des performances normales. En ce sens, une démarche uniquement réactive ferme un peu plus la porte à la capacité d'anticiper des scénarios nouveaux...

Une démarche proactive, inspirée des concepts Safety-II, renforcerait la résilience organisationnelle face aux événements inattendus.

### **3.5 Une intégration limitée de la gestion des risques dans la stratégie :**

Dans de nombreuses organisations industrielles, la gestion des risques demeure cantonnée aux départements HSE ou aux exigences réglementaires, sans réelle intégration dans la gouvernance stratégique (Kaplan & Mikes, 2012). Or, ces auteurs soulignent que la gestion des risques doit être intégrée au processus décisionnel global afin de soutenir la performance, l'innovation et la compétitivité. Une séparation entre stratégie et gestion des risques peut conduire à des décisions optimisées à court terme mais vulnérables à long terme.

### **3.6 Les coûts élevés et la complexité organisationnelle :**

Les analyses approfondies telles que l'HAZOP ou l'AMDEC mobilisent des équipes pluridisciplinaires pendant de longues périodes, générant des coûts organisationnels significatifs (Ericson, 2015).

Selon (Aven, 2016), ces démarches peuvent devenir bureaucratiques si elles ne sont pas adaptées au contexte réel de l'organisation. Cette lourdeur peut ralentir la réactivité décisionnelle et réduire l'agilité des entreprises industrielles face aux mutations technologiques.

Ces limites ne signifient pas l'inefficacité des approches traditionnelles, mais révèlent plutôt leur inadéquation partielle face aux nouvelles configurations industrielles numériques. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle apparaît non pas comme un substitut total, mais comme un levier complémentaire susceptible de renforcer la capacité prédictive, adaptative et décisionnelle des systèmes de gestion des risques.

Ces observations ouvrent la voie à l'intégration de l'intelligence artificielle comme complément pour améliorer la prédiction, la réactivité et la prise de décision stratégique dans les systèmes industriels.

Face à ces limites structurelles des méthodes traditionnelles, il devient nécessaire d'envisager des approches plus dynamiques et basées sur les données, capables d'améliorer la réactivité et la précision dans la gestion des risques de production.

Dans ce contexte de transformation numérique et d'augmentation du volume de données industrielles, l'intelligence artificielle apparaît comme un levier technologique majeur permettant de dépasser les insuffisances des approches classiques et d'optimiser la gestion des risques de production.

Face aux limites des approches traditionnelles de gestion des risques, l'intelligence artificielle apparaît comme une solution innovante permettant d'améliorer la capacité d'anticipation, d'analyse et de prise de décision dans les environnements industriels complexes.

#### **4 Les outils de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production :**

L'adoption de l'intelligence artificielle dans l'industrie s'appuie sur un ensemble d'outils technologiques permettant de développer et de tirer parti de l'intelligence des systèmes industriels, de la collecte de données industrielles et leur traitement, jusqu'à la phase de prise de décisions (Davenport & Ronanki, 2018; Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019). Dans le contexte de l'Industrie 4.0, ces outils sont à cyber-physiques, qui permettent d'intégrer le numérique à des systèmes ou des objets physiques (Kagermann et al., 2013).

##### **4.1 Les algorithmes de machine Learning dans l'industrie :**

Les algorithmes de machine Learning constituent une partie essentielle de l'intelligence artificielle industrielle, car ils font appel à des modèles probabilistes et des méthodes statistiques permettant d'extraire, de grands jeux de données, des tendances et des régularités (Bishop, 2006; Russell & Norvig, 2016).

Dans les contextes industriels, ces algorithmes sont mobilisés pour prédire des pannes d'équipements, détecter des failles de sécurité ou des défauts de qualité rapidement et de façon coopérative entre les machines, et dans une perspective d'économie ou d'amélioration des procédés (Wuest et al., 2016; Zonta et al., 2020).

Les méthodes supervisées (régression, SVM, arbres de décisions) sont puissantes pour classifier des types de défauts dans des situations bien comprises et bien caractérisées, tandis que les méthodes non supervisées (clustering, détection d'outliers) peuvent dégager des grappes de comportements nouveaux, et des comportements atypiques dans des situations complexes (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019; Zonta et al., 2020).

Toutefois, la performance des algorithmes dépend fortement de la qualité des données disponibles et de la capacité organisationnelle à interpréter les résultats produits. Sans gouvernance adéquate des données, ces modèles peuvent générer des prédictions biaisées ou difficilement exploitables.

#### **4.2 Les réseaux neuronaux et le Deep Learning :**

Les réseaux de neurones artificiels, qui est une modélisation simplifiée du fonctionnement du cerveau humain, permettent d'apporter des réponses percutantes à des problèmes de modélisation statistique non-linéaire et de traitement de données de très haute dimension (Goodfellow et al., 2016).

Le Deep Learning permet d'extraire automatiquement des variables ou des caractéristiques à partir de données brutes, diminuant ainsi le besoin en méthodes classiques d'ingénierie des variables (Goodfellow et al., 2016).

Dans le monde de l'industrie, ces architectures sont mises en œuvre essentiellement dans l'inspection industrielle, la maintenance par la voie des capteurs vibratoires, et dans l'identification automatique de défauts complexes, en réussissant souvent de meilleures précisions que les techniques traditionnelles (Mühlenbach, 2020).

La puissance prédictive du Deep Learning pose néanmoins la question de l'interprétabilité des décisions algorithmiques, particulièrement dans les environnements industriels critiques où la traçabilité des décisions constitue une exigence réglementaire majeure.

#### **4.3 La vision artificielle dans le contrôle industriel :**

La vision par ordinateur (ou la vision artificielle) est une technologie qui combine des capteurs optiques, l'analyse d'images numériques et des techniques de traitement basées sur l'intelligence artificielle pour automatiser des procédures de contrôle dans l'industrie (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019).

Dans des domaines où la fiabilité est cruciale, comme dans l'aviation ou le secteur de l'énergie, ces techniques permettent de détecter des microfissures et des imperfections invisibles à l'œil humain et de ce fait de rendre plus sûrs des infrastructures vitales (Mühlenbach, 2020).

#### **4.4 Les systèmes experts et l'aide à la décision :**

Les systèmes experts sont construits à partir de bases de connaissances explicites décrivant un domaine et de moteurs de raisonnement qui opèrent une inférence logique pour reproduire le raisonnement d'un expert humain (Nilsson, 2010; Russell & Norvig, 2016).

Dans le cas d'industries fortement régulées, ils sont principalement intéressants par la traçabilité et l'explicabilité qu'ils produisent, aspects très importants dans le management des risques industriels (Davenport & Ronanki, 2018).

#### **4.5 L'analyse prédictive et la maintenance intelligente :**

L'analyse prédictive consiste à coupler les données collectées par des capteurs industriels à des modèles statistiques, du machine Learning, voire du Deep Learning, afin de détecter le dysfonctionnement émergent ou d'anticiper la défaillance de la machine (Mattioli et al., 2018; Zio, 2018).

La maintenance prédictive est un des moteurs de l'industriel qui cherche à diminuer sa part de production arrêtée à la période non désirée, à optimiser ses coûts de maintenance, tout en essayant de réduire au maximum son risque opérationnel (Zonta et al., 2020).

#### **4.6 Les plateformes d'intelligence artificielle et l'IIoT :**

Les plateformes industrielles intégrant les technologies d'IA, du cloud computing et de l'Internet des objets industriels (IIoT) ont pour effet de permettre la supervision temps réel de l'ensemble des systèmes productifs et plus généralement de permettre de mobiliser et d'exploiter dynamiquement et en grande quantité des données fortement hétérogènes (Kagermann et al., 2013; Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019).

L'équipement en chaînes de capteurs et l'interconnexion de ces équipements, le plus souvent via une plateforme numérique, sont autant de dispositions favorisant la résilience organisationnelle et l'amélioration continue de l'acte de décision (Davenport & Ronanki, 2018).

Néanmoins, cette interconnexion croissante des systèmes industriels augmente également l'exposition des entreprises aux cyber-risques et aux cyberattaques pouvant perturber la continuité des opérations de production.

Si ces plateformes renforcent la supervision globale des systèmes productifs, elles augmentent également la complexité architecturale et la surface d'exposition aux cyber-risques. Leur

efficacité dépend donc d'une stratégie intégrée combinant gouvernance des données, cybersécurité et pilotage stratégique.

Comme on peut le constater, l'intelligence artificielle ne remplace pas totalement les méthodes traditionnelles mais offre un complément essentiel pour améliorer la prédiction, l'adaptabilité et l'efficacité dans la gestion des risques. L'intégration hybride de ces deux approches apparaît comme la stratégie la plus prometteuse dans les industries complexes et numérisées.

L'intégration de ces outils intelligents dans les systèmes industriels a permis l'émergence de nouvelles pratiques de gestion des risques, fondées sur la prédiction, l'automatisation et l'exploitation des données en temps réel.

## **5 Les apports de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production**

### **5.1 Maintenance prédictive et prévention des pannes**

La maintenance prédictive représente aujourd'hui l'un des apports majeurs et structurants de l'intelligence artificielle dans les environnements industriels contemporains. En s'appuyant sur les algorithmes de Machine Learning ainsi que sur l'exploitation des données issues des capteurs IoT, les systèmes intelligents offrent la possibilité d'anticiper les défaillances avant leur survenue effective (Wuest, 2016; Zonta et al., 2020).

Contrairement aux approches traditionnelles reposant sur des interventions planifiées ou correctives, la maintenance prédictive se distingue par une surveillance continue et en temps réel de l'état des équipements. Cette approche permet de planifier des interventions ciblées au moment le plus opportun (Lee et al., 2018).

Dans ce cadre, cette évolution contribue à transformer en profondeur la gestion des risques industriels, notamment par la réduction des arrêts non planifiés, la diminution des coûts de maintenance et la limitation des risques liés aux défaillances techniques. Ainsi, l'intelligence artificielle introduit une logique de prévention intelligente et adaptative, renforçant à la fois la disponibilité et la fiabilité des systèmes de production (Carvalho et al., 2019; Zio, 2018).

### **5.2 Contrôle qualité intelligent et optimisation de la production**

L'intelligence artificielle joue également un rôle déterminant dans l'amélioration des systèmes de contrôle qualité, notamment grâce à la vision par ordinateur et aux techniques d'apprentissage automatique.

Ces technologies permettent une détection automatique et en temps réel des défauts de production, y compris ceux qui ne sont pas perceptibles par l'œil humain (Mühlenbach, 2020; Szeliski, 2010).

Cette capacité entraîne plusieurs impacts significatifs, notamment la détection précoce des anomalies, la réduction des produits non conformes ainsi que l'amélioration de la stabilité des processus industriels.

Par conséquent, l'intelligence artificielle contribue directement à la diminution des pertes matérielles et énergétiques, tout en renforçant la performance globale et la compétitivité des entreprises industrielles (Bousdekis et al., 2020).

### **5.3 IA et aide à la prise de décision dans la gestion des risques**

L'un des apports les plus stratégiques de l'intelligence artificielle réside dans sa capacité à transformer les processus de prise de décision en environnement industriel.

Grâce au traitement de volumes importants de données complexes et hétérogènes, l'IA permet d'identifier les risques émergents, de hiérarchiser leur niveau de criticité et de proposer des recommandations en temps réel (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

Cette contribution améliore considérablement la réactivité organisationnelle, la qualité des décisions ainsi que la coordination entre les différents acteurs industriels.

Dans des contextes caractérisés par l'incertitude, l'intelligence artificielle constitue ainsi un véritable outil d'aide à la décision, permettant de réduire la charge cognitive des décideurs et de renforcer la robustesse des choix stratégiques (Iansiti & Lakhani, 2020).

### **5.4 Approche intégrée de la gestion des risques de production**

L'efficacité de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production ne repose pas uniquement sur des applications isolées, mais plutôt sur l'interconnexion entre les différentes dimensions telles que la maintenance, le contrôle qualité et la prise de décision.

Cette intégration favorise le passage d'une gestion fragmentée des risques à une approche systémique, continue et globale des systèmes industriels (Lee et al., 2015).

#### **5.4.1 De la réactivité à la proactivité**

L'intelligence artificielle permet d'évoluer d'une logique réactive vers une approche prédictive fondée sur l'analyse des signaux faibles et des indicateurs précoces de défaillance (Zio, 2018).

Cette transformation s'inscrit dans une évolution conceptuelle allant de la sécurité traditionnelle (Safety-I), centrée sur la prévention des défaillances, vers une approche plus contemporaine (Safety-II), orientée vers la compréhension et le renforcement du fonctionnement normal des systèmes (Hollnagel, 2014).

#### **5.4.2 Réduction des biais décisionnels et amélioration de l'objectivité**

L'intelligence artificielle contribue également à améliorer la qualité des décisions en complétant le jugement humain et en réduisant certains biais cognitifs ainsi que les erreurs d'interprétation, notamment dans des environnements complexes et incertains (Aven, 2016; Davenport & Ronanki, 2018).

#### **5.4.3 Renforcement de la résilience des systèmes industriels**

Enfin, l'IA participe au renforcement de la résilience organisationnelle en permettant aux systèmes industriels de s'adapter en continu aux évolutions et aux fluctuations de leur environnement (Kusiak, 2018).

Ce chapitre montre que l'intelligence artificielle est devenue une nécessité stratégique dans l'industrie pour dépasser les limites des méthodes traditionnelles face à la complexité des risques. Elle permet une approche plus proactive basée sur la prédiction des défaillances grâce aux modèles avancés. Toutefois, l'efficacité de ces systèmes repose sur la complémentarité entre l'IA et l'expertise humaine. Enfin, ce cadre théorique ouvre la voie à l'étude empirique au sein de l'entreprise CILAS afin d'évaluer l'impact réel de ces technologies sur la maintenance et la sécurité industrielle.

## **CHAPITRE II: Cadre méthodologique**

Dans ce chapitre, nous abordons le contexte organisationnel du terrain de recherche. Nous évoquerons également les méthodes de recherche, les outils de collecte des données que nous conservons dans nos recherches pour atteindre nos objectifs et répondre aux questions de Recherche.

## **Section 1 : Méthode**

Dans cette section, nous avons présenté le cadre épistémologique et la méthodologie de l'étude, en privilégiant une approche qualitative avec des entretiens semi-directifs pour comprendre l'impact de l'IA sur la gestion des risques de production.

### **1 Cadre épistémologique**

Il est essentiel de s'appuyer sur un cadre épistémologique solide afin d'orienter le processus de recherche, dans la mesure où celui-ci influence les choix méthodologiques ainsi que la nature des résultats obtenus (Dehbi & Angade, 2019). Parmi les principaux paradigmes en sciences de gestion figurent le positivisme, l'interprétativisme et le constructivisme.

Dans le cadre de cette étude, le paradigme constructiviste a été retenu, dans la mesure où il permet d'appréhender en profondeur les perceptions des acteurs (Creswell, 2014), de prendre en considération le contexte organisationnel spécifique et de reconnaître la pluralité des réalités socialement construites.

Ce choix se justifie par la nature même du sujet étudié, à savoir l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production. En effet, le paradigme constructiviste offre un cadre pertinent pour analyser la complexité des interactions entre les technologies d'intelligence artificielle et les pratiques organisationnelles, tout en mettant en lumière les expériences, les représentations et les interprétations des acteurs impliqués.

Ainsi, cette approche permet de produire des connaissances contextualisées, ancrées dans la réalité du terrain, et de mieux comprendre la manière dont l'intelligence artificielle est perçue et mobilisée dans la gestion des risques au sein de l'organisation (Schwandt, 2000).

En cohérence avec ce positionnement constructiviste (Avenier, 2010), notre recherche s'appuie sur une démarche inductive (Paugam, 2012). Ce choix se justifie par le fait que l'intégration de l'IA à l'usine CILAS est un phénomène émergent et contextuel. Au lieu de tester des hypothèses préétablies, cette approche nous permet de partir des observations de terrain pour faire émerger une compréhension théorique. Ainsi, la connaissance est construite à travers un processus de

va-et-vient entre les données et l'analyse 'garantissant une adéquation avec la réalité de l'entreprise.

## **2 Démarche méthodologique**

Pour cette étude, une approche qualitative a été adoptée afin de comprendre en profondeur les perceptions, expériences et pratiques des acteurs concernant l'application de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production (Cresswell & Poth, 2018). Cette approche permet de capturer la richesse et la diversité des points de vue, de comprendre le « pourquoi » et le « comment » des pratiques observées, ainsi que de générer des analyses directement à partir des données collectées. Les entretiens semi-directifs offrent une grande flexibilité, permettant d'adapter les questions aux réponses des participants tout en favorisant l'émergence de thèmes inattendus.

De plus, cette méthodologie produit des données riches et détaillées grâce à une compréhension approfondie des phénomènes complexes dans leur contexte réel, social et organisationnel (Gill et al., 2008). Elle est particulièrement adaptée pour explorer des phénomènes nouveaux ou analyser des pratiques professionnelles liées à l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'environnement industriel.

Ainsi, l'approche qualitative combinée aux entretiens semi-directifs constitue une méthode pertinente et fiable pour étudier les impacts de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques de production (Cresswell & Poth, 2018; Gill et al., 2008)

### **Section 2: Données**

Dans cette section, nous avons présenté la population étudiée, la taille de l'échantillon et les méthodes de collecte et de traitement des données. Les informations ont été recueillies à travers des entretiens semi-directifs, des observations sur le terrain et des documents internes de CILAS, puis analysées de manière rigoureuse à l'aide du logiciel NVivo pour garantir une interprétation fiable et pertinente des résultats.

#### **1 Population d'étude :**

La population cible de notre étude à l'usine CILAS comprend les cadres impliquées dans la gestion des actifs et la sécurité industrielle, qui prennent des décisions relatives aux risques de production, comme le directeur de production et le directeur de maintenance, et qui utilisent ou simulent l'intelligence artificielle pour surveiller ces risques. S'y ajoutent les équipes

techniques qui transforment les données des systèmes intelligents en actions concrètes, ainsi que le personnel opérationnel supervisant le fonctionnement quotidien et interagissant directement avec les systèmes de contrôle.

### 1.1 Taille d'échantillon :

Dans la démarche qualitative adoptée, la détermination de la taille de l'échantillon ne répond pas à une logique de nombre fixe, mais à une logique de densité informationnelle. Nous avons sélectionné 10 cadres, en appliquant le principe de saturation théorique. La saturation est atteinte lorsque la collecte de données supplémentaires n'apporte plus d'éléments nouveaux à la compréhension des catégories d'analyse. C'est le point de « redondance informationnelle » (Guest et al., 2006).

## 2 Collecte des données

La phase de collecte des données constitue une étape essentielle dans une démarche inductive, car elle conditionne la validité et la fiabilité des résultats. Dans cette optique, une stratégie de triangulation des sources a été adoptée afin de croiser les informations et de limiter les biais méthodologiques (Quivy & Campenhoudt, 2011; Yin, 2018). Cette approche repose sur la combinaison de données primaires (entretiens semi-directifs et observations directes) et de données secondaires (documents internes), permettant ainsi d'obtenir une compréhension plus complète et nuancée de l'intégration de l'IA au sein du complexe industriel CILAS (Guest et al., 2006).

### 2.1 Outil de collecte des données

Afin de traduire notre stratégie de recherche en actions concrètes sur le terrain « nous avons mobilisé les outils suivants :

**L'entretien semi-directif :** Utilisé pour recueillir les "significations subjectives" des cadres de CILAS (Lavarde, 2008). Sa flexibilité permet d'approfondir la perception humaine de l'IA.

**L'observation directe :** Elle permet de saisir les "pratiques réelles" et l'interaction homme-machine en salle CCR (Arborio & Fournier, 2008) « dépassant ainsi le simple discours déclaré.

**L'analyse documentaire :** Basée sur les rapports techniques, l'analyse des anciens rapports de l'entreprise (archives internes) ainsi que sur le système SAP, elle fournit des données « stables

et objectives »(Yin, 2018) permettant de valider et de compléter les informations recueillies sur le terrain.

Ce dispositif méthodologique assure une compréhension profonde et nuancée de l'intégration de l'IA dans la gestion des risques.

## **2.2 Guide d'Entretien**

Cette étude adopte une approche qualitative basée sur des entretiens semi-directifs afin d'analyser l'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques de production (Cresswell & Poth, 2018). Ce type d'entretien permet une exploration flexible et approfondie des pratiques et perceptions des acteurs (Gill et al., 2008).

Le guide d'entretien est structuré en plusieurs thèmes complémentaires :

- **Informations générales**

A pour objectif d'identifier le profil des répondants ainsi que le contexte des risques de production au sein de l'organisation. Il comprend trois (03) questions portant sur le poste occupé par le répondant afin de situer sa fonction et sa position hiérarchique, sur son nombre d'années d'expérience professionnelle pour mieux interpréter ses réponses selon son ancienneté, ainsi que sur les différentes catégories de risques de production auxquelles l'entreprise est confrontée.

- **THÈME 1 : Maintenance prédictive**

A pour objectif de comprendre comment l'intelligence artificielle contribue à améliorer les pratiques de maintenance et la gestion des risques de production au sein de l'entreprise. Ce thème comprend trois (03) questions portant sur les outils d'intelligence artificielle utilisés dans l'entreprise, le passage vers une maintenance prédictive ainsi que le rôle de l'IA dans l'amélioration de la prise de décision liée aux opérations de maintenance et aux risques de production.

- **THÈME 2 : Contrôle qualité**

A pour objectif de comprendre comment l'intelligence artificielle contribue à améliorer les processus de contrôle qualité et à réduire les pertes au sein de l'entreprise. Ce thème comprend deux (02) questions portant sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans les opérations de contrôle qualité, notamment à travers l'automatisation et l'amélioration de la fiabilité des inspections, ainsi que sur son rôle dans la réduction des rebuts et du gaspillage des matières premières durant le processus de production.

- **Perspectives**

A pour objectif d'explorer les perspectives d'évolution de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production au sein de l'entreprise. Il comprend une question portant sur la vision des interviewés concernant l'évolution de l'intelligence artificielle dans ce domaine au cours des cinq (05) prochaines années, afin de mieux comprendre les tendances futures et les orientations possibles de son développement.

**Tableau 1 : Canevas du guide d'entretien de notre étude**

| LES Entretiens | Sexe | Fonction du répondant                 | Expérience | Durée  |
|----------------|------|---------------------------------------|------------|--------|
| Entretien 01   | M    | Directeur de Maintenance              | 13 ans     | 3H     |
| Entretien 02   | M    | Directeur de Production               | 12 ans     | 4H     |
| Entretien 03   | M    | Chef de service contrôle des procédés | 8 ans      | 50 Min |
| Entretien 04   | M    | Chef de service qualité               | 9 ans      | 2H     |
| Entretien 05   | M    | Chef de service HSE                   | 7 ans      | 2H     |
| Entretien 06   | M    | Chef de service Maintenance           | 10 ans     | 3H     |
| Entretien 07   | M    | Chef de service OT                    | 10 ans     | 30 Min |
| Entretien 08   | M    | Directeur de la qualité               | 14 ans     | 3H     |
| Entretien 09   | M    | Chef de service technique             | 10 ans     | 40 Min |
| Entretien 10   | M    | Chef de service exploitation          | 8 ans      | 50 Min |

**Source :** élaboré par nous-mêmes

### 2.3 Période de collecte des données

La phase de collecte s'est étalée sur une période du 20 février 2026 au 10 mars 2026, permettant ainsi de recueillir des informations détaillées, variées et essentielles à notre analyse et à nos conclusions

### 2.4 Traitement des données :

Dans le cadre de cette recherche, nous avons utilisé le logiciel NVivo pour le traitement des données, afin d'analyser les données qualitatives issues des entretiens, des observations, des images. Les étapes suivantes ont été appliquées de manière rigoureuse :

1. Importation des données : Toutes les données (transcriptions, photos, notes) ont été importées dans le projet NVivo.

2. Création du projet : Un projet spécifique a été créé pour centraliser toutes les sources de données.
3. Codage des données textuelles (approche thématique) : Les transcriptions des entretiens et les notes ont été codées en définissant des nœuds thématiques en lien avec les objectifs de la recherche, permettant d'identifier les thèmes récurrents.
4. Analyse des images : Les photos ont été codées pour mettre en évidence des éléments visuels pertinents.
5. Analyse des observations : Les notes issues des observations ont été codées et croisées avec les autres données pour enrichir l'analyse.
6. Utilisation des requêtes NVivo : Les requêtes et matrices ont permis d'explorer les relations entre les codes et les catégories.
7. Interprétation des résultats : Les données codées ont été analysées afin de dégager des conclusions en lien avec les objectifs de la recherche.
8. Approche lexicale : Une analyse de la fréquence et de la récurrence des mots-clés a été réalisée afin d'identifier les termes dominants et les concepts centraux du discours.
9. Approche linguistique : Les discours ont été examinés en tenant compte des structures langagières, des expressions et des modes de formulation, permettant une compréhension approfondie des significations construites par les acteurs.
10. Cartographie cognitive : Une représentation visuelle des relations entre les différents concepts et catégories a été élaborée afin d'identifier les liens et les interactions entre les éléments analysés.
11. Validation des résultats : Les résultats ont été confrontés à différentes sources (triangulation) afin de garantir la fiabilité et la cohérence de l'analyse.

Ainsi, cette démarche structurée, combinant le codage thématique et les approches lexicale, linguistique ainsi que la cartographie cognitive, a permis de produire une analyse qualitative approfondie, rigoureuse et pertinente.

Ainsi, ces étapes structurées ont permis de traiter rigoureusement les données issues des entretiens, des observations, des images, afin de produire une analyse solide et pertinente pour notre étude.

### Section 3 : Présentation de l'organisme d'accueil

Cette section présente CILAS, ses processus, ses risques industriels et l'intégration de l'IA pour une gestion optimisée et sécurisée de la production.

#### 1 Présentation générale :

La société CILAS (Cimenterie de Djemorah) est une entreprise industrielle spécialisée dans la production de ciment, relevant du secteur des matériaux de construction. Elle est issue d'un partenariat stratégique entre le groupe privé Souakri (51%) et Holcim Algeria (49%), acteur international de référence dans l'industrie cimentaire.

Implantée à Hammam Sidi Al Hadj Djemorah (Biskra), l'usine bénéficie d'une localisation stratégique à proximité de ses carrières de matières premières (calcaire et argile). CILAS se distingue par un modèle industriel de pointe, intégrant des technologies avancées telles que le plus grand broyeur vertical de ciment au monde.

L'organisation est résolument orientée vers la performance et le développement durable. Grâce à l'utilisation d'une tour de pré-calcination et de broyeurs verticaux, l'usine optimise ses ressources en réduisant sa consommation de gaz de 20% et d'électricité de 35%. Sur le plan environnemental, elle utilise le plus grand filtre à manches au monde pour limiter les émissions de poussière et s'engage sur un objectif de zéro rejet d'eau usée. Avec un effectif d'environ 213 employés, elle contribue activement au développement économique local et national. (CILAS, document interne).

#### 2 Historique :

Le projet de la cimenterie CILAS s'est distingué par une dynamique de réalisation exceptionnelle, respectant les standards internationaux de sécurité et de construction. L'usine a été édifiée en un temps record de 21 mois.

Le chronogramme de mise en service se décline comme suit :

- Décembre 2014 : Lancement officiel des travaux de génie civil et de construction.
- Septembre 2015 : Finalisation de l'installation des premières unités d'ensachage.
- Mai 2016 : Mise en service opérationnelle des deux lignes d'ensachage et de palettisation entièrement automatisées.

- Juin 2016 : Phase de tests techniques et de performance du broyeur à ciment (le plus grand broyeur vertical au monde).
- Juillet 2016 : Production du premier Clinker, marquant le démarrage effectif du processus de cuisson.
- Septembre 2016 : Atteinte du régime nominal de production, confirmant la pleine capacité opérationnelle de l'usine.

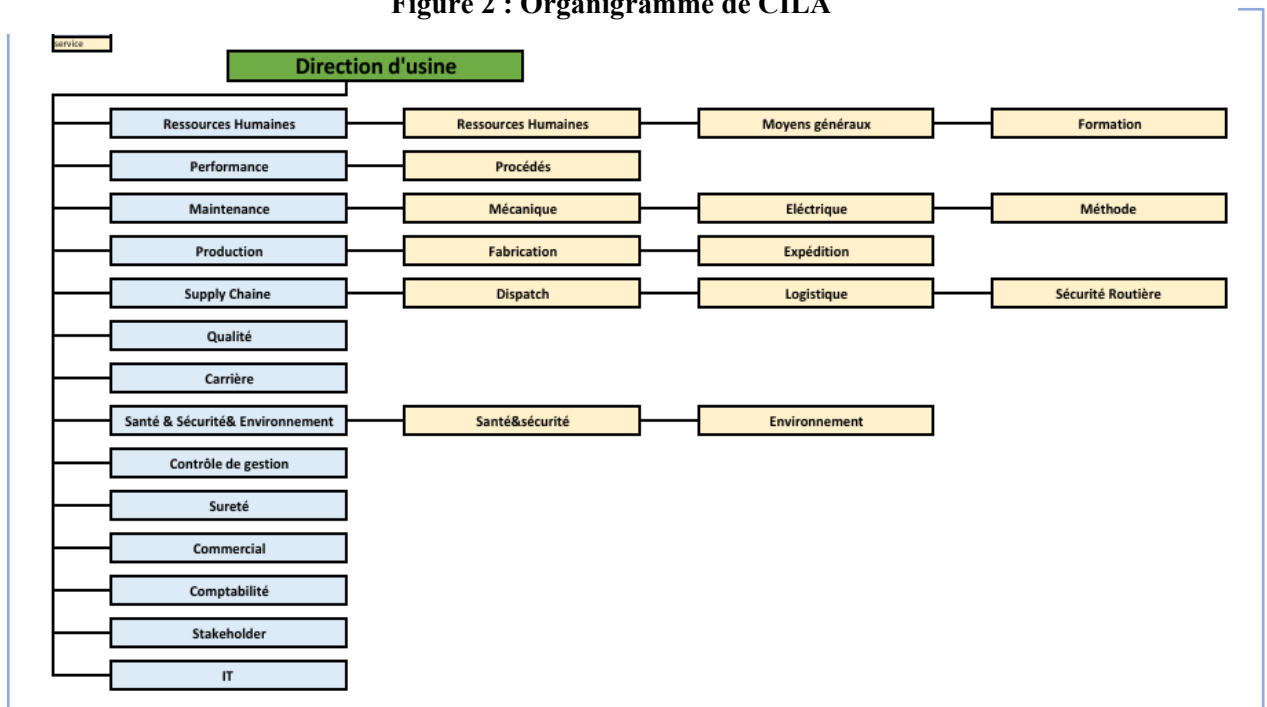
### 3 Structure organisationnelle :

Afin d'assurer le bon fonctionnement de ses activités et d'atteindre ses objectifs avec efficacité, l'entreprise CILAS adopte une structure organisationnelle claire, définissant les différents niveaux hiérarchiques ainsi que les relations fonctionnelles entre les services.

Cette organisation permet une répartition précise des tâches et des responsabilités, tout en favorisant la coordination et la coopération entre les différentes unités.

Dans ce cadre, l'organigramme constitue une représentation visuelle de cette structure, en mettant en évidence les liens hiérarchiques ainsi que les relations fonctionnelles au sein de l'entreprise.

Figure 2 : Organigramme de CILAS



Source : CILAS, document interne

#### 4 Processus de production du ciment : Analyse des flux et opérations unitaires :

Le flux industriel de la cimenterie CILAS est piloté par un système de contrôle centralisé (DCS - Distributed Control System), articulé autour de cinq unités opérationnelles interdépendantes :

##### Atelier 01 : Extraction, Fragmentation et Pré-homogénéisation

Cette unité gère la transition de la phase minérale brute vers un mélange binaire contrôlé.

- Fragmentation Primaire : Abattage en carrière (Calcaire/Argile) avec un ratio cible de 80/20. Le passage en Concasseur réduit la granulométrie de 1 m<sup>3</sup> à < 100 mm.
- Lissage Chimique : Le stockage en Parc de pré-homogénéisation utilise la méthode
- D'échantillonnage systématique pour stabiliser le LSF (Lime Saturation Factor), paramètre vital pour la réactivité du futur cru.

##### Atelier 02 : Commination du Cru et Homogénéisation Pneumatique

- Objectif : Production de la "Farine" (Raw Meal) avec une surface spécifique optimisée.
- Technologie VRM (Vertical Roller Mill) : Le broyage s'effectue sous une pression hydraulique des galets.
- Contraintes de Finesse : Le contrôle granulométrique impose un Rejet < 12% sur 90 µm. Une finesse excessive augmenterait la consommation électrique (kWh/t), tandis qu'une grossièreté nuirait à la cinétique de clinkérisation.
- Homogénéisation : Transfert vers des silos à fond fluidisé. Le brassage pneumatique garantit un coefficient de variation chimique < 1%.

##### Atelier 03 : Traitement Thermo-chimique (Pyro-processing)

C'est le réacteur chimique de l'usine où s'opère la synthèse des phases minéralogiques.

- Préchauffage (Échangeur à 5 étages) : La farine subit une décarbonatation (dissociation du CaCO<sub>3</sub> en CaO + CO<sub>2</sub>) à hauteur de 95% à une température de 900°C.
- Profil de Dépression : Le ventilateur de tirage (ID Fan) maintient une pression de -7 mbar (Top) à -70 mbar (Bottom).
- Clinkérisation (Four Rotatif) : La matière atteint la phase liquide à 1 450°C sous une flamme de 2 000°C. Les réactions de Bogue forment l'Alite (C<sub>3</sub>S) et la Belite (C<sub>2</sub>S).

- Stabilisation (Grille Cooler) : Le clinker subit un "Quenching" (refroidissement brutal) pour figer la structure cristalline et éviter la transformation du  $C_3S$  en  $C_2S$  instable.

Cet atelier de clinkérisation constitue le cœur névralgique de l'usine, mais aussi la zone la plus exposée aux risques thermiques et mécaniques complexes. L'intégration de l'Intelligence Artificielle à ce niveau, notamment via le contrôle en boucle fermée (HLC), ne vise pas seulement la stabilité de la production, mais agit comme une barrière de sécurité préventive. En ajustant automatiquement les paramètres de combustion, l'IA réduit les instabilités de pression et les risques de "Points Chauds" sur la virole du four, protégeant ainsi cet actif critique contre les défaillances structurelles majeures.

#### Atelier 04 : Broyage de Finition et Optimisation de la Surface de Blaine

- Transformation du clinker en ciment par activation mécanique.
- Co-broyage : Intégration de 3% à 5% de Gypse ( $CaSO_4 \cdot 2H_2O$ ) pour inhiber l'hydratation instantanée des aluminates ( $C_3A$ ).
- Optimisation : Ajustement de la surface spécifique de Blaine (ex : 33500 - 4500  $cm^2/g$ ) selon la classe de résistance visée (32.5, 42.5 ou 52.5).

#### Atelier 05 : Logistique, Conditionnement et Expédition

- Silos Multi-cellulaires : Stockage sélectif par type de liant (CEM I, CEM II/A-L, etc.).
- Conditionnement Automatisé : Ensachage via des rotatives à haute cadence et chargement en vrac par goulottes télescopiques avec pesage dynamique.

**Tableau 2 : Synthèse des indicateurs de performance technique (KPIs) et des paramètres de contrôle du processus (Site CILAS).**

| Indicateur Opérationnel  | Unité de Mesure | Valeur Standard/Cible | Importance Processus                     |
|--------------------------|-----------------|-----------------------|------------------------------------------|
| Chaux Libre (CaO libre)  | %               | 0,8% – 1,5%           | Indice de cuisson et stabilité volumique |
| Consommation Thermique   | kcal / kg clk   | 700 – 850             | Efficiéce énergétique du Four            |
| Consommation Électrique  | kWh / t cem     | ~ 110                 | Performance des ateliers de broyage      |
| Pression en Tête de Four | Mbar            | -0,2                  | Équilibre aéraulique et combustion       |

|                            |        |          |                                       |
|----------------------------|--------|----------|---------------------------------------|
| Dépression au Préchauffeur | Mbar   | -7 à -70 | Efficacité des échanges gazeux (Tour) |
| Facteur de Fiabilité (RF)  | %      | > 96%    | Continuité opérationnelle du site     |
| Temps Moyen (MTBF)         | Heures | > 250    | Fiabilité des équipements critiques   |
| Finesse (Rejet à 90 µm)    | %      | < 12%    | Qualité du broyage du ciment          |

Source : CILAS, document interne

## 5 Choix du terrain de stage :

Le choix du terrain de stage constitue une étape essentielle dans le parcours académique et professionnel de l'étudiant, dans la mesure où il permet de confronter les acquis théoriques aux réalités du monde industriel. Dans le cadre de cette étude, le stage a été effectué au sein de l'entreprise CILAS, une structure industrielle opérant dans un environnement technique complexe et en pleine transformation digitale. Ce choix n'a pas été fait de manière aléatoire, mais repose sur un ensemble de considérations stratégiques, scientifiques et pédagogiques.

### 5.1 Raisons du choix de CILAS pour le stage :

- Importance du contexte industriel : CILAS évolue dans un environnement de production caractérisé par des risques industriels importants, ce qui en fait un terrain pertinent pour l'étude de la gestion des risques de production et des mécanismes de prévention.
- Engagement dans la transformation digitale : L'entreprise s'inscrit progressivement dans une dynamique de digitalisation de ses processus industriels, notamment à travers l'intégration de solutions technologiques liées à la maintenance prédictive, à la supervision des équipements et à l'exploitation des données industrielles.
- Pertinence scientifique du sujet : Le choix de CILAS permet d'analyser concrètement l'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques de production dans un contexte réel, ce qui renforce la valeur empirique et scientifique de la recherche.
- Accès aux données et à l'observation terrain : Le stage au sein de cette entreprise offre la possibilité de collecter des données qualitatives pertinentes et d'observer directement les pratiques organisationnelles liées à la gestion des risques et à l'utilisation des systèmes intelligents.

- Opportunités d'apprentissage professionnel : CILAS constitue un environnement favorable au développement des compétences en analyse des systèmes industriels, en
- Compréhension des outils numériques et en observation des processus de décision en milieu industriel.
- Alignement avec les objectifs de la recherche : Le choix de ce terrain est directement lié aux objectifs de l'étude, qui vise à comprendre le rôle de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la gestion des risques de production et la performance industrielle.

Ce chapitre a présenté la démarche méthodologique adoptée pour répondre à la problématique de recherche. Une approche qualitative a été privilégiée, basée sur des entretiens semi-directifs réalisés auprès de différents acteurs clés de la cimenterie CILAS.

# **CHAPITRE III:**

## **RESULTATS & DISCUSSIONS**

Ce chapitre constitue le pivot central de notre étude, où nous exposons et analysons les données qualitatives recueillies sur le terrain au sein de la cimenterie CILAS. Cette étape vise à comprendre comment l'intégration de l'Intelligence Artificielle contribue à l'optimisation de la gestion des risques de production, en s'appuyant sur les expertises et les perspectives des cadres dirigeants et des experts techniques de l'usine.

## Section 1: Résultats

Dans cette section, nous présenterons les résultats de l'étude qualitative, fondée sur les résultats d'entretiens semi-directifs et d'observations.

### Principaux résultats :

1. L'analyse des profils interviewés a permis d'identifier trois catégories de cadres.
  - **Cadres seniors** : Directeur de Maintenance, Directeur de Production, Directeur de la qualité, avec une expérience moyenne de 13 ans.
  - **Cadres intermédiaires** : Chef de service qualité, Chef de service HSE, Chef de service Maintenance et Chef de service OT et Chef de service technique, avec une expérience moyenne de 9 ans.
  - **Cadres juniors** : Chef de service contrôle des procédés et Chef de service exploitation, avec une expérience moyenne de 8 ans.
2. L'analyse des entretiens réalisés auprès des différents acteurs de la cimenterie Cilas, a révélé que les principaux risques **de production auxquels fait face l'entreprise avant l'intégration de l'IA** sont les suivants :
  - **Arrêt total de la production** :

Ce risque apparaît lorsque des équipements critiques du processus industriel subissent des défaillances importantes, entraînant l'arrêt total de la production. Les principaux équipements concernés sont **le four rotatif, les broyeurs a cru et à ciment, le refroidisseur et les ventilateurs principaux**, essentiels au bon fonctionnement de la chaîne de production. Ces équipements peuvent être affectés par des pannes **mécaniques** (usure, rupture de pièces), **électriques** (moteurs, alimentation) ou **thermiques** (surchauffe, dégradation des réfractaires), provoquant des interruptions soudaines et des pertes de production significatives.

- **Instabilité du processus de production :**

Elle apparaît lorsque les paramètres de fonctionnement s'écartent de leurs plages nominales, notamment **la température** (dépassant environ 1450°C en zone de clinkérisation et 850–900°C au niveau du préchauffeur), **la pression** (supérieure à 20 mbar dans les circuits de gaz du four) ou **le débit** (variation de plus de  $\pm 5$  % par rapport à la valeur de référence de 6100 t/j). Ces déséquilibres perturbent la stabilité thermique et fluidodynamique du procédé, entraînant des arrêts partiels, une baisse de performance et une dégradation de la qualité du clinker, avec une augmentation du **taux de chaux libre** ( $> 1,7$  %) et une hausse de la consommation **énergétique spécifique** ( $STEC \approx 3130$  MJ/t CK), ce qui affecte directement l'efficacité globale du processus.

- **Bouchage des circuits :**

Ce risque technique est lié à l'accumulation progressive de poussières, **matières premières** ou **impuretés solides** dans les circuits de transfert, entraînant une réduction de la section de passage et une perturbation des flux de gaz ou de matières, avec pour conséquence une hausse de la pression interne. Selon les observations de la direction de production, il se manifeste par une augmentation de la pression différentielle ( $\Delta P$ ), notamment au niveau des filtres et de la tour de préchauffage, où le dépassement des seuils nominaux (ex. 20,8 mbar) indique un début d'obstruction, ainsi que par une perturbation du tirage thermique qui surcharge les ventilateurs et déstabilise le fonctionnement du four. Il entraîne également une diminution du débit de matière, pouvant provoquer des refoulements ou des surcharges locales. Sur le plan de la production, ce phénomène cause un ralentissement de la cadence, une surconsommation énergétique (au-delà de 22 kWh/t CK) et des arrêts curatifs pour nettoyage et décolmatage. Pour limiter ce risque, il est essentiel d'assurer un suivi continu des pressions différentielles, de planifier les opérations de nettoyage lors des arrêts programmés et d'optimiser la régulation des flux afin de maintenir un transport stable des matières et d'éviter l'accumulation des particules fines.

- **Des équipements défectueux :**

Ce risque correspond à la dégradation progressive des équipements industriels liée à une usure mécanique et physique non maîtrisée, entraînant une baisse de performance et une réduction significative de leur durée de vie. Dans le contexte de CILAS, il se manifeste dans des conditions thermiques et mécaniques critiques, notamment au niveau du four où la température

atteint environ 1450°C dans la zone de clinkerisation, avec des gaz de procédé compris entre 800°C et 1000°C, tandis que le refroidisseur fonctionne généralement entre 100°C et 200°C en sortie. Sur le plan mécanique, le système opère sous une pression légèrement négative d'environ -5 à -10 mbar, assurant le bon tirage des gaz et la stabilité du procédé. Ces conditions extrêmes accélèrent l'usure des organes mécaniques rotatifs tels que les roulements, paliers et engrenages au niveau des broyeurs (VRM/VCM) et des ventilateurs, se traduisant par une augmentation des vibrations et des températures de fonctionnement. Elles favorisent également l'érosion et la fatigue thermique des parois internes du four et des grilles du refroidisseur, ainsi que l'apparition de défauts d'alignement et de lubrification visibles à travers des bruits anormaux et des micro-arrêts. Sur le plan des performances, ce risque entraîne une diminution du MTBF en dessous de 600 heures pour le secteur four et 130 heures pour le secteur VCM, une baisse du rendement global (Net OEE) sous 91 %, ainsi qu'une augmentation des coûts de maintenance liée au recours accru à la maintenance corrective.

- **Mauvaise organisation du travail, absence de communication et de coordination, et lecture biaisée des données :** Tous ces risques sont liés à une ressource humaine peu qualifiées. Selon le Directeur de production, « **une mauvaise organisation du travail, le manque de communication entre les équipes et une coordination insuffisante peuvent conduire à une mauvaise interprétation des données de production, ce qui peut provoquer des erreurs dans la prise de décision et perturber le déroulement normal des opérations** ».

L'identification de ces risques s'est appuyée sur une analyse approfondie des archives internes de l'entreprise relatives à la période 2017–2021, à travers l'exploitation des données et documents techniques contenus dans le rapport intitulé « Suivi et analyse des risques industriels », ce qui a permis de mettre en évidence les principaux risques liés au processus de production.

3. Selon les cadres interviewés l'entreprise CILAS de cimenterie, a intégré pour la première fois les outils d'intelligence d'artificielle en avril 2022.
4. La majorité des cadres interviewés (10/10) ont indiqué que l'entreprise utilise plusieurs outils d'intelligence artificielle ainsi que des systèmes industriels et de gestion supportée par les données dans ses processus de production, notamment pour la planification des ressources, le contrôle des procédés, la maintenance prédictive et le contrôle qualité. Ces outils peuvent être présentés comme suit :

- **SAP (Intelligent ERP)**

SAP constitue le système central de gestion intégrée de l'entreprise. Il assure la planification des ressources, la gestion des stocks, des achats et de la chaîne logistique. Grâce à ses fonctionnalités de planification avancée (MRP et prévisions), il permet d'anticiper les besoins en matières premières et en pièces de rechange, réduisant ainsi les risques de rupture et d'interruption de production. Selon le Directeur de Maintenance : « **SAP nous permet aujourd'hui d'anticiper les besoins grâce aux modèles de prévision intégrés, ce qui réduit fortement le risque de rupture des matières premières ou des pièces critiques** ».

- **HLC (High Level Control)**

Le système HLC est un dispositif de contrôle avancé des procédés industriels, utilisé principalement pour la régulation des paramètres critiques tels que la température, la pression et le débit du four. Il assure une correction automatique et en temps réel des dérives, sans intervention humaine, garantissant ainsi la stabilité continue du processus de production. Selon le Directeur de Production : « **Le système HLC corrige automatiquement les dérives sans intervention humaine, garantissant une stabilité continue du four et réduisant les risques de défaillance du processus** ».

- **M-Predict**

M-Predict est une solution de maintenance prédictive basée sur l'intelligence artificielle et l'analyse des données issues des capteurs industriels. Elle permet de détecter les signaux faibles annonciateurs de défaillances en exploitant des variables telles que les vibrations, la température et la pression. Cet outil transforme la maintenance corrective en maintenance proactive, permettant d'anticiper les pannes avant leur apparition. Selon Chef de service OT : « **Le défi n'est plus de subir la panne, mais de la prévoir suffisamment tôt pour éviter l'arrêt. Nous détectons aujourd'hui des anomalies avant même qu'elles ne soient visibles** ».

- **RCAssist (Root Cause Analysis)**

RCAssist est un outil dédié à l'analyse des causes racines des dysfonctionnements techniques et des non-conformités qualité. Il permet d'identifier non seulement les symptômes des problèmes, mais surtout leurs origines profondes dans les processus industriels. Cette approche favorise la mise en place des actions correctives durables et réduit la récurrence des incidents.

Selon le Chef Service Maintenance : « **RCAssist ne se limite pas à signaler le défaut, il remonte jusqu'à la cause première du problème, ce qui empêche sa répétition** ».

- **Expert Vibratoire**

Expert Vibratoire est un système spécialisé dans l'analyse des vibrations des équipements industriels tournants. Il permet de détecter les anomalies mécaniques progressives telles que le déséquilibre, l'usure ou le mauvais alignement. Grâce à l'analyse automatisée des signaux vibratoires, il contribue à prévenir les défaillances critiques et les arrêts non planifiés. Selon Chef de service OT : « **Les données vibratoires sont interprétées automatiquement pour détecter toute dérive mécanique progressive et éviter les ruptures soudaines des équipements critiques** ».

- **Business Intelligence (BI)**

Les outils de Business Intelligence permettent de transformer les données industrielles brutes en indicateurs de performance (KPI) exploitables sous forme de tableaux de bord. Ils facilitent la prise de décision en rendant l'information plus structurée, lisible et orientée performance. Selon le Chef Service HSE : « **Les outils de BI structurent les données pour les transformer en informations exploitables. La décision est désormais plus objective et basée sur les chiffres** ».

- **TIS (Technical Information System)**

Le TIS est un système d'intégration des informations techniques entre le terrain et les systèmes de gestion. Il assure la continuité et la fluidité des données entre la production, la maintenance et la planification. Il contribue ainsi à réduire les pertes d'information et à améliorer la coordination entre les différents services. Selon Chef de service OT : « **Le TIS joue un rôle structurant en reliant les opérations de terrain aux systèmes de planification, réduisant ainsi le déficit d'information** ».

- **DALOG**

DALOG est un système de monitoring en temps réel des équipements industriels. Il collecte et analyse en continu les données de fonctionnement des machines afin de détecter rapidement toute anomalie ou dérive de performance. Il améliore ainsi la fiabilité des équipements et renforce le contrôle opérationnel. Selon Chef de service OT : « **Grâce à DALOG, nous**

**surveillons les machines en temps réel, ce qui améliore le contrôle et réduit les erreurs humaines ».**

- **SCADA :**

Le système SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) est une technologie utilisée pour surveiller et contrôler les processus industriels en temps réel. Il permet de collecter automatiquement les données provenant des machines et des équipements de production, puis de les afficher sous forme d'indicateurs et d'alarmes. Grâce à cette surveillance continue, l'entreprise peut détecter rapidement les anomalies et réduire les risques liés aux arrêts de production.

- **Seeq Workbench :**

Est un logiciel d'analyse avancée des données industrielles. Il permet d'examiner les tendances, de comparer les performances des équipements et d'identifier les variations anormales dans le processus de production. Cet outil aide les responsables à mieux comprendre les causes des dysfonctionnements et à améliorer la stabilité des paramètres critiques.

- **C3 AI :**

Est une plateforme d'intelligence artificielle spécialisée dans les applications industrielles. Elle utilise des modèles prédictifs basés sur l'analyse des données pour anticiper les pannes, détecter les anomalies et évaluer les risques de production avant qu'ils ne deviennent critiques. Cette approche permet d'améliorer la maintenance prédictive et de réduire les arrêts non planifiés.

Certains outils présentés sont basés directement sur l'intelligence artificielle, tandis que d'autres sont des systèmes industriels et de gestion qui soutiennent l'IA grâce à la collecte et à l'exploitation des données. L'ensemble de ces outils contribue à l'amélioration de la gestion des risques de production et de la continuité des opérations.

5. À travers les entretiens réalisés avec les cadres de l'entreprise CILAS, il ressort que l'intégration des outils d'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production a eu un impact positif significatif, se traduisant par une réduction notable des risques et une amélioration de leur maîtrise. Parmi les risques les plus importants, on peut citer les suivants :

- **Réduction et maîtrise du risque d'instabilité du processus de production :**

Selon les entretiens réalisés avec les cadres de l'entreprise, notamment le directeur de production : « **cette amélioration est liée à l'exploitation des données en temps réel via les systèmes SCADA, à l'analyse avancée des tendances grâce à Seeq Workbench, ainsi qu'aux modèles prédictifs développés par C3 AI, permettant la détection précoce des dérives et des anomalies. Cette approche a conduit à une réduction estimée du risque d'instabilité du processus de production de l'ordre de 25 % à 35 %, à une diminution des arrêts non planifiés de 20 % à 30 %, ainsi qu'à une amélioration de la stabilité des paramètres critiques d'environ 15 % à 25 %, confirmant ainsi l'efficacité de l'intelligence artificielle dans la gestion prédictive des risques industriels** ».

- **Réduction du risque d'arrêt total de la production :**

Selon les entretiens réalisés avec les cadres de l'entreprise, notamment le directeur de maintenance : « **l'intégration des solutions d'analyse avancée et de surveillance intelligente a permis de réduire significativement le risque d'arrêt total de la production. En effet, la détection précoce des anomalies sur les équipements critiques a contribué à diminuer les arrêts non planifiés de l'ordre de 20 % à 40 %, grâce à une meilleure anticipation des défaillances. Par ailleurs, l'indicateur de disponibilité des équipements (MTBF) a connu une amélioration estimée entre +15 % et +25 %, tandis que le temps moyen de réparation (MTTR) a été réduit d'environ 10 % à 20 % grâce à une meilleure organisation des interventions et à la disponibilité des pièces de rechange** ».

- **Réduction du risque de bouchage des circuits et conduites :**

Selon le directeur de maintenance : « **le recours à des approches d'analyse avancée a permis d'améliorer de manière notable la maîtrise du risque de bouchage des circuits et conduites, en facilitant l'identification précoce des zones à forte probabilité d'accumulation de matières et en optimisant les interventions de maintenance. Cette évolution a entraîné une diminution des incidents de colmatage non planifiés estimée entre 35 % et 45 %, ainsi qu'une réduction des arrêts d'urgence liés aux opérations de nettoyage d'environ 30 %. Il est également constaté une amélioration de la stabilité de la pression différentielle ( $\Delta P$ ) d'environ 20 %, ainsi qu'une réduction de la surconsommation énergétique liée aux pertes de charge de l'ordre de 10 % à 15 %. Ainsi, la gestion de ce**

risque est progressivement passée d'une logique corrective à une logique préventive plus maîtrisée ».

- **Défaillance et usure prématurée des équipements :**

Selon le directeur de la production : « **ce risque a été fortement réduit grâce à l'intégration de l'intelligence artificielle, notamment via la maintenance prédictive et l'analyse des données de fonctionnement (vibrations, température et performance). Cette approche a permis de détecter les anomalies de manière précoce et d'anticiper les défaillances, améliorant ainsi la fiabilité des équipements et réduisant les interventions correctives. Le risque de défaillance et d'usure prématurée des équipements a ainsi diminué d'environ 30 % à 40 %, avec une amélioration du MTBF d'environ 20 % et une réduction significative des arrêts non planifiés** ».

6. Selon les cadres interviewés au sein de CILAS, l'intelligence artificielle permet de réduire les risques de production en s'appuyant sur deux (02) principaux leviers :

le premier allant de la maintenance préventive (qui consiste à réaliser des interventions planifiées à intervalles réguliers afin d'éviter les pannes avant leur apparition) à la maintenance prédictive (qui repose sur l'analyse des données en temps réel à l'aide de l'intelligence artificielle afin d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne surviennent), Selon les cadres interviewés au sein de CILAS, l'intelligence artificielle permet de réduire les risques de production principalement grâce au passage de la maintenance préventive à la maintenance prédictive. Contrairement à la maintenance préventive, basée sur des interventions programmées à intervalles fixes, la maintenance prédictive s'appuie sur l'analyse des données en temps réel afin d'anticiper les défaillances avant leur apparition.

Dans ce cadre, le Directeur de maintenance affirme que : « **le principal enjeu aujourd'hui n'est plus la panne elle-même, mais sa prédiction suffisamment tôt pour éviter l'arrêt** ». Cette approche repose notamment sur des outils comme M-Predict et l'Expert Vibratoire, capables d'analyser les données issues des capteurs afin de détecter les anomalies et les signes précoces de panne.

Par ailleurs, l'intelligence artificielle améliore également la prise de décision dans la gestion des risques de production grâce à l'intégration d'outils numériques tels que SAP, M-Predict, TIS et les solutions de Business Intelligence. À ce sujet, le Directeur de production souligne que : « **la maintenance prédictive joue un rôle essentiel dans la prise de décision, car elle**

**permet d'anticiper les dysfonctionnements et de disposer d'une vision claire et en temps réel de l'état des équipements ».** Ainsi, l'intégration de ces outils favorise une gestion plus fiable, proactive et basée sur les données dans le pilotage des risques industriels.

7. L'intelligence artificielle améliore le contrôle qualité en automatisant les inspections et en détectant rapidement les anomalies grâce à des outils intelligents.

Cela permet de réduire les défauts, les rebuts et les pertes, tout en renforçant la fiabilité et la performance du processus de production. Dans ce cadre, le Directeur de la qualité affirme que **« l'intelligence artificielle a profondément transformé notre système de contrôle qualité, en passant d'une logique de vérification tardive des défauts à une logique d'anticipation basée sur les données en temps réel. Aujourd'hui, nous pouvons détecter les anomalies dès leur apparition, ce qui nous permet d'intervenir rapidement, d'éviter la production de pièces non conformes et de renforcer la stabilité globale du processus de fabrication. Cette évolution a également amélioré la traçabilité des défauts et la capacité de prise de décision au niveau opérationnel ».** Le Chef de service qualité précise que **« l'intégration de l'intelligence artificielle dans le contrôle qualité nous a permis de réduire significativement les rebuts, car nous sommes désormais capables d'identifier les défauts plus tôt dans le processus de production et d'en analyser les causes racines de manière beaucoup plus précise. Cela nous aide à ajuster rapidement les paramètres de production et à limiter le gaspillage des matières premières ».**

8. À travers les entretiens menés auprès des cadres de l'entreprise, il ressort que la société s'inscrit dans une dynamique stratégique inscrite dans le projet Plans of Tomorrow 2050, visant une intégration progressive et globale de l'intelligence artificielle au sein de l'ensemble de ses fonctions.

Dans ce cadre, le Directeur de production a souligné que : **« l'intelligence artificielle constitue aujourd'hui un levier essentiel pour optimiser la performance industrielle et améliorer la prise de décision en temps réel, notamment dans le pilotage des lignes de production ».** De son côté, le Directeur de maintenance a affirmé que : **« grâce aux outils d'intelligence artificielle, nous sommes désormais en mesure d'anticiper certaines pannes et de réduire considérablement les arrêts non planifiés, ce qui améliore la fiabilité des équipements ».**

Ces déclarations mettent en évidence que l'entreprise se trouve actuellement dans une phase avancée de transformation digitale, marquée par une intégration déjà significative de l'intelligence artificielle, particulièrement au niveau du service de production et du service de

maintenance. Ces deux départements constituent, à ce stade, les domaines les plus avancés dans le processus de digitalisation intelligente.

Dans cette perspective, l'entreprise poursuit une démarche de transformation globale et progressive, en consolidant prioritairement ces fonctions stratégiques avant d'étendre, de manière graduelle, l'usage de l'intelligence artificielle à l'ensemble des autres services, conformément à la vision Plans of Tomorrow 2050.

## **2 Analyse des résultats via NVivo :**

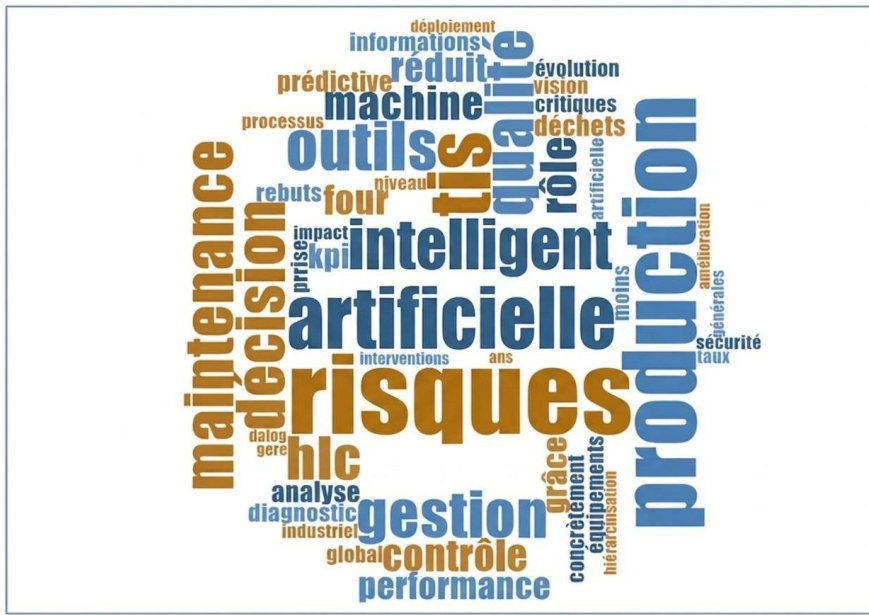
À l'issue de l'analyse des entretiens menés auprès de dix cadres et experts, les résultats mettent en évidence les apports de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la gestion des risques industriels et de la performance de l'entreprise. L'analyse a été réalisée selon une approche qualitative thématique basée sur un codage inductif, permettant de dégager les principaux thèmes à partir des convergences et récurrences des discours recueillis.

### **2.1 Approche lexicale :**

L'approche lexicale consiste à analyser les mots les plus fréquents, leurs associations et les champs lexicaux afin d'identifier les thèmes principaux et de mieux comprendre les concepts essentiels du texte.

**Nuage des mots :** Un nuage de mots est une représentation visuelle qui met en évidence les mots les plus fréquents dans un texte ou un ensemble de données. Les mots qui apparaissent le plus souvent sont affichés en plus grand, tandis que ceux moins fréquents sont plus petits. Cette représentation permet de repérer rapidement les thèmes principaux, les concepts récurrents et les idées dominantes d'un corpus.

### Figure 3 : Nuage des mots



**Source : Élaboré par nous-mêmes sur logiciel NVivo 10.**

Le nuage de mots met en évidence une forte orientation vers l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production industrielle. La dominance des termes « production », « risques », « intelligence artificielle » montre que l'étude s'inscrit dans une logique d'amélioration des activités industrielles grâce aux technologies intelligentes capables d'analyser et d'exploiter les données de production.

Les mots « maintenance », « prédictive », « machine » et « diagnostic » occupent une place importante dans le nuage de mots, ce qui souligne le rôle central de la maintenance prédictive dans la prévention des défaillances industrielles. L'intelligence artificielle permet d'anticiper les pannes grâce à l'analyse des données issues des équipements industriels, contribuant ainsi à réduire les interruptions de production et à limiter les risques opérationnels.

Par ailleurs, la présence des termes « contrôle », « qualité », « performance », « rebuts » montre que l'intelligence artificielle participe également à l'amélioration du contrôle qualité et à l'optimisation de la performance industrielle. Les outils intelligents facilitent la détection des anomalies, réduisent les produits non conformes et améliorent l'efficacité des processus de production.

Le nuage de mots met aussi en évidence les notions d' « analyse », d'« informations » et de « prise », qui traduisent l'importance de l'intelligence artificielle dans l'aide à la prise de décision. Grâce à l'exploitation des données industrielles en temps réel, les responsables peuvent prendre des décisions plus rapides et plus précises afin d'améliorer la gestion des risques de production.

Enfin, les termes « sécurité », « équipements » et « interventions » montrent que l'intelligence artificielle contribue au renforcement de la sécurité industrielle et à une meilleure maîtrise des opérations de production. Ainsi, ce nuage de mots confirme le rôle stratégique de l'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive, le contrôle qualité et l'amélioration de la gestion des risques de production industrielle.

## 2.2 Approche linguistique :

L'approche linguistique analyse les mots et expressions utilisés par les experts afin d'identifier les similitudes et les différences dans leurs discours. Elle utilise des mesures statistiques, comme les coefficients de corrélation, pour évaluer le degré d'accord ou de divergence entre les participants.

**Tableau 3 : Coefficient de corrélation**

| Source A    | Source B    | Pearson correlation coefficient |
|-------------|-------------|---------------------------------|
| Entretien02 | Entretien01 | 0.914615                        |
| Entretien08 | Entretien02 | 0.860228                        |
| Entretien08 | Entretien01 | 0.849817                        |
| Entretien06 | Entretien02 | 0.812201                        |
| Entretien06 | Entretien01 | 0.805360                        |
| Entretien03 | Entretien02 | 0.790297                        |
| Entretien09 | Entretien01 | 0.771259                        |
| Entretien07 | Entretien01 | 0.752605                        |
| Entretien10 | Entretien03 | 0.755275                        |
| Entretien04 | Entretien03 | 0.593774                        |
| Entretien05 | Entretien04 | 0.582886                        |
| Entretien10 | Entretien04 | 0.511229                        |

Source : Élaboré par nous-mêmes sur logiciel NVivo 10.

Le tableau n°3 présente les coefficients de corrélation de Pearson entre différentes sources issues des entretiens et des données internes, permettant d'évaluer le degré de similarité et de convergence entre les discours analysés.

Globalement, les résultats révèlent des corrélations élevées, notamment entre « Entretien02 – Entretien01 » (0,9146), « Entretien08 – Entretien02 » (0,8602) et « Entretien08 – Entretien01 » (0,8498). Ces valeurs traduisent une homogénéité des perceptions et une cohérence dans les

réponses des acteurs interrogés ainsi que dans les données internes. Ce niveau de corrélation confirme l'existence d'une vision relativement partagée autour des thématiques centrales du système étudié, en particulier celles liées à la gestion des risques, à la production et à l'intégration des systèmes intelligents, comme cela a été mis en évidence dans les analyses précédentes.

Par ailleurs, des corrélations apparaissent entre « Entretien06 – Entretien02 » (0,8122) et « Entretien06 – Entretien01 » (0,8053), indiquant une continuité globale des tendances malgré certaines variations dans les points de vue.

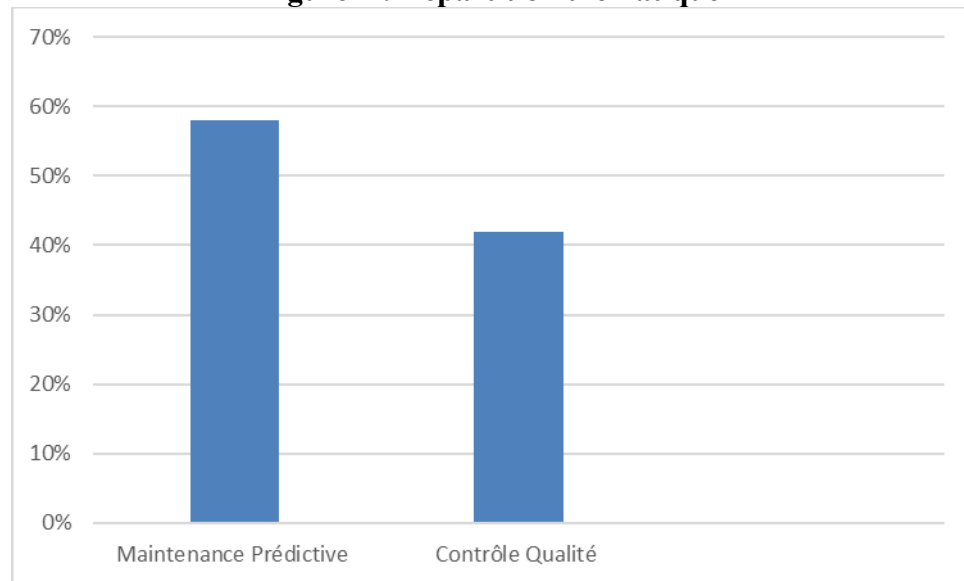
En revanche, certaines associations présentent des coefficients tels que « Entretien04 – Entretien03 » (0,5937), « Entretien05 – Entretien04 » (0,5828) et « Entretien10 – Entretien04 » (0,5112), ce qui peut refléter des différences dans les perceptions ou des variations dans les expériences liées aux processus analysés.

L'analyse des entretiens montre que les réponses des acteurs convergent principalement autour des thématiques liées à la maintenance, au contrôle qualité et à l'intégration de l'intelligence artificielle dans les processus industriels. Cette convergence reflète une certaine cohérence dans les perceptions, tout en laissant apparaître quelques différences liées aux expériences et aux fonctions des répondants.

### **2.3 Approche thématique :**

L'approche thématique consiste à identifier et analyser les thèmes récurrents dans des données textuelles afin de mieux comprendre les perceptions, les expériences et les enjeux principaux. Elle permet d'organiser les informations de manière structurée et d'interpréter les résultats avec rigueur.

Le diagramme présenté ici offre une synthèse des catégories thématiques les plus fréquemment identifiées à travers l'ensemble des entretiens menés dans le cadre de cette étude sur l'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques de production. Il permet de visualiser la répartition moyenne des différents thèmes abordés par les participants, mettant en évidence les axes majeurs de réflexion et d'analyse.

**Figure 4 : Répartition thématique**

**Source : Élaboré par nous-mêmes sur logiciel NVivo 10.**

Ce diagramme présente la couverture thématique issue des entretiens réalisés avec les cadres de l'entreprise, en mettant en évidence deux axes principaux de l'analyse.

Les résultats montrent que la maintenance prédictive occupe la première position avec 58 %, ce qui indique qu'elle est la plus évoquée par les cadres interrogés. Cela reflète l'importance accordée à la prévention des pannes, à l'optimisation des équipements et à la continuité de la production au sein de l'entreprise.

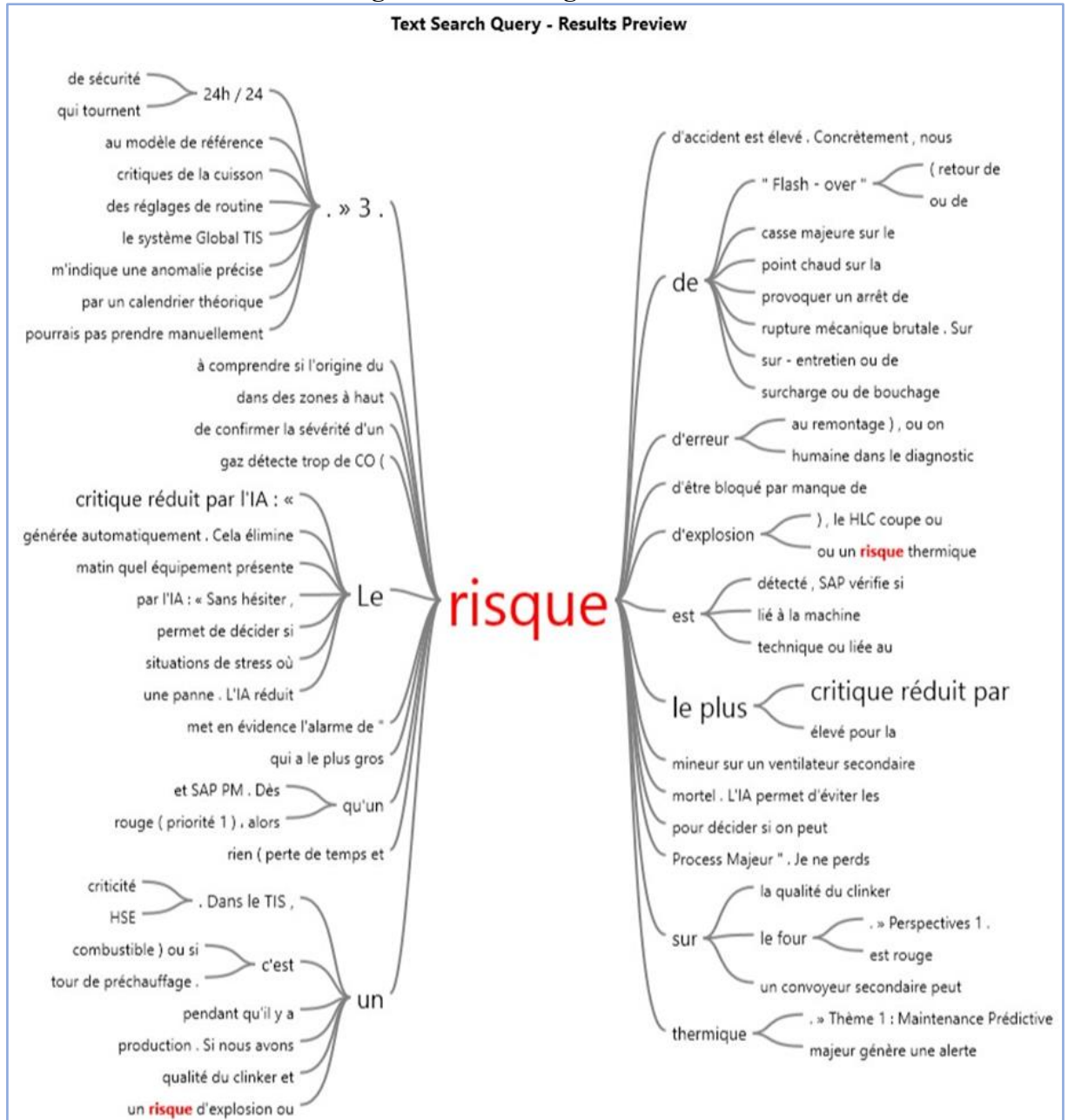
Le contrôle qualité enregistre 42 %, ce qui montre qu'il est également présent dans les discours des cadres, mais avec une importance légèrement inférieure. Il reste néanmoins essentiel dans le suivi de la qualité des produits et la détection des non-conformités.

Dans l'ensemble, les entretiens menés avec les cadres de l'entreprise révèlent une prédominance de la maintenance prédictive, tout en confirmant que les deux axes restent complémentaires dans l'analyse des pratiques et des priorités de l'organisation.

## 2.4 Approche cartographie :

L'approche cartographique consiste à représenter visuellement les données ou les concepts afin de mieux comprendre les relations, les tendances et les processus. Elle facilite l'analyse et offre une vision claire et synthétique de l'information.

Figure 5 : carte cognitive.



Source : Élaboré par nous-mêmes sur logiciel NVivo 10.

Ce schéma illustre une cartographie sémantique du concept de « risque », obtenue à partir d'une analyse textuelle (Text Mining) appliquée au contexte de la maintenance industrielle et de

l'intelligence artificielle dans une cimenterie. Le terme central « risque » se ramifie en plusieurs axes traduisant l'évolution d'une gestion traditionnelle réactive vers une approche proactive fondée sur la maintenance prédictive assistée par l'IA.

À gauche, le diagramme met en évidence la contribution de l'intelligence artificielle à la réduction de la criticité des risques. Cette amélioration se manifeste par l'automatisation de certaines tâches manuelles, la détection précoce des anomalies et l'exploitation de systèmes intelligents tels que Global TIS ou SAP, capables de transformer des signaux faibles en alertes prioritaires de niveau 1 (rouge). L'IA joue ainsi un rôle essentiel dans l'anticipation des défaillances et la rapidité d'intervention.

À droite, la représentation expose la diversité des risques rencontrés dans l'environnement industriel. Ceux-ci peuvent être techniques, comme les ruptures mécaniques soudaines, les points chauds au niveau de la tour de préchauffage ou les surcharges ; opérationnels, liés aux erreurs humaines lors du remontage des équipements ou du diagnostic ; ou encore sécuritaires, tels que les explosions, les flash-over ou les risques thermiques. Cette classification démontre la complexité du management des risques en milieu cimentier.

Enfin, le schéma insiste sur des zones stratégiques comme le four et la qualité du clinker, soulignant que l'intégration de l'intelligence artificielle dépasse la simple prévention des accidents. Elle contribue également à l'optimisation globale du processus productif, à la réduction des arrêts non planifiés et au renforcement de la fiabilité décisionnelle, notamment dans les situations d'urgence ou de forte pression opérationnelle.

## **Section 2 : Discussion des résultats**

Cette section présente une interprétation des résultats de l'étude réalisée au sein de l'entreprise CILAS. Elle vise à expliquer ces résultats et à les comparer avec ceux des études antérieures.

### **Intégration de l'intelligence artificielle**

L'intégration de l'intelligence artificielle au sein de l'entreprise constitue une preuve d'une transformation globale vers un système industriel digitalisé et intelligent. Cette évolution montre que l'IA n'est plus un outil isolé, mais un élément structurant du fonctionnement organisationnel et industriel, permettant l'exploitation des données en temps réel et l'amélioration des différents processus.

Ce résultat est cohérent avec les travaux de (Davenport & Ronanki, 2018) et de (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019), car ils expliquent que l'intelligence artificielle permet de transformer les organisations industrielles en intégrant les données dans l'ensemble des processus de production et de décision, ce qui améliore la performance globale et la compétitivité.

### **Les risques de production avant l'intégration de l'IA :**

Avant l'intégration de l'intelligence artificielle, les résultats mettent en évidence que les risques de production étaient élevés et fréquents. Ils se manifestaient par des arrêts non planifiés des équipements, une faible capacité de détection des anomalies et une gestion principalement corrective. Cette situation constitue une preuve d'un système réactif et vulnérable aux perturbations industrielles.

### **Les risques de production après l'intégration de l'IA :**

Après l'intégration de l'intelligence artificielle, les résultats révèlent qu'une diminution significative des risques de production. Cette évolution constitue une preuve de l'efficacité des systèmes intelligents dans l'anticipation des défaillances et la détection précoce des anomalies grâce à l'analyse des données en temps réel. L'entreprise adopte désormais une logique proactive, ce qui améliore la continuité de la production et renforce la résilience industrielle.

Ce résultat est adéquat avec les travaux de (Zio, 2018) et (Hollnagel, 2014), car ils expliquent que les systèmes intelligents permettent de passer d'une gestion réactive des risques à une gestion proactive basée sur l'anticipation et la résilience organisationnelle.

### **Maintenance prédictive**

Le passage de la maintenance préventive à la maintenance prédictive constitue une preuve de l'amélioration de la capacité d'anticipation des défaillances grâce à l'exploitation des données en temps réel. Cette évolution permet de réduire les arrêts de production et d'améliorer la disponibilité des équipements.

Ce résultat est confirmé avec les travaux de (Zio, 2018) et (Lenzner et al., 2023), car ils montrent que la maintenance prédictive repose sur l'analyse avancée des données industrielles permettant de détecter les anomalies avant leur apparition et de réduire les pannes imprévues.

### **Contrôle qualité**

La modernisation du contrôle qualité constitue une preuve de l'apport de l'intelligence artificielle dans l'automatisation des processus de détection des défauts. Cette évolution permet une identification plus rapide des anomalies, une réduction des erreurs humaines et une amélioration de la qualité des produits.

Ce résultat confirme les travaux de (Kusiak, 2018), car il explique que les systèmes de vision artificielle permettent une détection automatique et précise des défauts, dépassant les limites des méthodes traditionnelles basées sur l'intervention humaine.

### **Prise de décision**

L'évolution vers une prise de décision basée sur les données constitue une preuve de la réduction progressive de l'intuition managériale au profit de décisions plus objectives et fiables. Cette transformation améliore la rapidité, la cohérence et la qualité des décisions dans un environnement industriel complexe.

Ce résultat est adéquation avec les travaux de (Deloitte, 2022), car ils expliquent que les systèmes basés sur les données permettent de réduire l'incertitude décisionnelle et d'améliorer la précision des choix stratégiques grâce à l'exploitation optimale des données.

L'ensemble des résultats indique que l'intégration de l'intelligence artificielle au sein de l'entreprise CILAS a profondément transformé la gestion des risques de production ainsi que les principaux processus industriels. Le passage d'un système réactif à un système prédictif et intelligent touche la maintenance, le contrôle qualité et la prise de décision, confirmant ainsi le rôle stratégique de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la performance et de la résilience industrielle.

## **CONCLUSION**

Au terme de cette recherche, il apparaît clairement que la contribution de l'intégration de l'intelligence artificielle au sein de l'entreprise CILAS constitue une évolution significative dans la gestion des risques de production.

Les résultats obtenus, issus d'une approche qualitative à visée exploratoire basée sur des entretiens semi-directifs et traités à l'aide du logiciel NVivo, ont permis de mettre en évidence les principaux constats présentés ci-après.

Les résultats de l'étude montrent que, avant l'intégration de l'intelligence artificielle, l'entreprise CILAS faisait face à plusieurs risques majeurs de production, notamment les arrêts imprévus des équipements, l'instabilité du processus, les bouchages des circuits, l'usure prématurée des machines ainsi que des difficultés liées à l'organisation et à la prise de décision reposant sur des données peu fiables.

Après l'intégration de l'intelligence artificielle, l'entreprise a adopté plusieurs outils numériques (tels que M-Predict, TIS, DALOG), permettant une meilleure exploitation des données industrielles en temps réel.

Cette intégration a principalement favorisé le développement de la maintenance prédictive, qui a progressivement remplacé la maintenance préventive traditionnelle. Grâce à l'exploitation des données issues des capteurs, les pannes sont désormais anticipées avant leur apparition, ce qui a permis de réduire les arrêts de production et d'améliorer la fiabilité des équipements.

De plus, l'intelligence artificielle a renforcé le contrôle qualité en permettant la détection précoce des anomalies et la réduction des rebuts, contribuant ainsi à une meilleure stabilité du processus de fabrication.

Elle a également facilité la prise de décision en rendant les informations plus structurées, fiables et exploitables en temps réel, ce qui a permis une gestion plus efficace des risques de production.

Enfin, les résultats montrent que l'entreprise CILAS s'inscrit actuellement dans une dynamique de transformation digitale avancée et s'oriente progressivement vers une intégration plus globale de l'intelligence artificielle dans l'ensemble de ses processus industriels.

Au regard des résultats obtenus, et étant donné que l'entreprise CILAS a déjà intégré les outils d'intelligence artificielle dans ses différents processus, Les suggestions portent essentiellement sur l'optimisation de leur utilisation.

Tout d'abord, il est recommandé de renforcer la coordination entre les différents systèmes numériques afin d'améliorer l'intégration et la circulation des données entre les services.

Ensuite, il est important de développer davantage l'exploitation de la maintenance prédictive, en améliorant la qualité du traitement des données afin de réduire encore davantage les pannes et les arrêts imprévus.

Par ailleurs, il est suggéré de renforcer l'utilisation des outils d'aide à la décision basés sur les données afin d'améliorer la rapidité et la pertinence des décisions à tous les niveaux de gestion.

Enfin, il est recommandé de poursuivre l'amélioration des systèmes de contrôle qualité intelligents afin de consolider la réduction des défauts et d'assurer une meilleure stabilité du processus de production.

Les perspectives de cette étude s'inscrivent dans la continuité de la transformation digitale engagée par l'entreprise CILAS, notamment en matière d'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production.

Les futures recherches pourraient s'intéresser à l'extension de l'intelligence artificielle à d'autres domaines industriels de l'entreprise, notamment la logistique, la gestion énergétique et l'optimisation globale des processus.

Il serait également intéressant d'étudier l'impact de l'IA sur la performance globale de l'entreprise à travers des approches quantitatives, afin de disposer d'indicateurs plus précis en termes de productivité, de qualité et de réduction des risques.

Enfin, cette étude ouvre la voie à de futures recherches sur la maturité digitale des entreprises industrielles et sur leur évolution progressive vers des systèmes totalement intégrés et intelligents.

Cette étude présente certaines limites qu'il convient de souligner.

Tout d'abord, elle repose sur une approche qualitative basée sur des entretiens semi-directifs, ce qui peut introduire une part de subjectivité dans l'interprétation des résultats.

Par ailleurs, l'étude est centrée uniquement sur l'entreprise CILAS, ce qui limite la comparaison avec d'autres contextes industriels et réduit la portée externe des conclusions.

Enfin, l'étude se concentre principalement sur la perception des cadres et acteurs internes, sans intégrer suffisamment d'éléments quantitatifs permettant d'apprécier de manière précise l'impact de l'intelligence artificielle.

En conclusion, cette étude confirme que l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques industriels ne constitue plus un simple choix technologique, mais un véritable levier stratégique de transformation des processus industriels vers plus d'intelligence, d'anticipation et d'efficacité, renforçant ainsi la compétitivité et la durabilité de l'entreprise dans un environnement industriel hautement complexe.

# **BIBLIOGRAPHIE**

- Accenture. (2021). *AI impact on global manufacturing productivity*. Accenture Industry Report.
- Arborio, A.-M., & Fournier, P. (2008). *L'enquête et ses méthodes : L'observation directe*. Armand Colin.
- Aven, T. (2016). Risk assessment and risk management : Review of recent advances on their foundation. *European Journal of Operational Research*, 253(1), 1-13.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.12.023>
- Avenier, M.-J. (2010). Shaping a constructivist view of strategic management research. *Qualitative Research in Organizations and Management*.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
- Bousdekis, A., Magoutas, B., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Review, Analysis and Synthesis of Prognostic-Based Decision Support Methods for Condition Based Maintenance. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31, 1-25.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd : Harnessing Our Digital Future*. W. W. Norton & Company.
- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. (2019). A Systematic Literature Review of Machine Learning Methods Applied to Predictive Maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024.
- COSO. (2004). *Enterprise Risk Management – Integrated Framework*.
- Cresswell, J. W., & Poth, C. N. (2018). *Qualitative Inquiry & Research Design : Choosing Among Five Approaches* (4th éd.). SAGE Publications.
- Creswell, J. W. (2014). *Research Design : Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*. SAGE Publications.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
- Dehbi, A., & Angade, A. (2019). *Épistémologie et choix méthodologique en sciences de gestion*. Éditions Universitaires.
- Deloitte. (2022). *Artificial intelligence in industrial performance and human error reduction*. Deloitte Insights.
- Ericson, C. A. (2015). *System Safety Engineering : Back to the Basics* (2<sup>e</sup> éd.). John Wiley & Sons.

- Frank, A. G., Dalenogare, L. S., & Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies : Implementation patterns in manufacturing. *International Journal of Production Economics*, 210, 15-26.
- Gill, P., Stewart, K., Treasure, E., & Chadwick, B. (2008). Methods of data collection in qualitative research : Interviews and focus groups. *British Dental Journal*, 204, 291-295.
- Goodfellow, I., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Guest, G., Bunce, A., & Johnson, L. (2006). How many interviews are enough ? An experiment with data saturation and variability. *Field Methods*, 18(1), 59-82.
- Gunning, D. (2017). *Explainable Artificial Intelligence (XAI)*.
- Hillson, D. (2012). *Practical Project Risk Management : The ATOM Methodology* (2<sup>e</sup> éd.). Berrett-Koehler.
- Hillson, D., & Murray-Webster, R. (2007). *Understanding and Managing Risk Attitude*. Gower.
- Hollnagel, E. (2014). *Safety-I and Safety-II: The Past and Future of Safety Management*. Ashgate Publishing.
- Hopkin, P. (2018). *Fundamentals of Risk Management : Understanding, Evaluating and Implementing Effective Risk Management* (5<sup>e</sup> éd.). Kogan Page.
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the Age of AI*. Harvard Business Review Press.
- International Electrotechnical Commission (IEC). (2010). *IEC 61508 : Functional Safety of Electrical/Electronic/Programmable Electronic Safety-Related Systems*. IEC.
- International Electrotechnical Commission (IEC). (2016). *IEC 61511 : Functional Safety – Safety Instrumented Systems for the Process Industry Sector*. IEC.
- International Organization for Standardization. (2015). *ISO 9001 : Quality Management Systems—Requirements*.
- International Organization for Standardization. (2018). *ISO 31000 : Risk Management—Guidelines*.
- International Organization for Standardization (ISO). (2018a). *ISO 19011 : Guidelines for Auditing Management Systems*. ISO.
- International Organization for Standardization (ISO). (2018b). *ISO 45001 : Occupational Health and Safety Management Systems—Requirements with Guidance for Use*. ISO.

- International Organization for Standardization (ISO). (2019). *ISO 22301 : Security and Resilience—Business Continuity Management Systems—Requirements*. ISO.
- Jardine, A. K. S., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483-1510.
- Kagermann, H., Wahlster, W., & Helbig, J. (2013). *Recommendations for Implementing the Strategic Initiative Industrie 4.0*. National Academy of Science and Engineering.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kaplan, R. S., & Mikes, A. (2012). Managing Risks : A New Framework. *Harvard Business Review*, 90(6), 48-60.
- Kjellén, U. (2007). *Prevention of Accidents through Experience Feedback*. CRC Press.
- Kusiak. (2018a). Predictive maintenance and smart manufacturing systems using machine learning. *Industrial Engineering Applications*.
- Kusiak, A. (2018b). Smart manufacturing. *International Journal of Production Research*, 56(1–2), 508-517. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1351644>
- Lavarde, A. (2008). *Guide méthodologique de la recherche en sciences sociales*. De Boeck.
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H.-A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18-23.
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H.-A. (2018). Industrial AI for risk management : Predictive maintenance applications. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 133-144. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.03.012>
- Lenzner, R. (2023). *AI-Based Anomaly Detection in Industrial IoT Systems : Predictive Maintenance Report*. Industrial AI Research Center.
- Mattioli, M., Zonta, T., & Robic, R. (2018). Predictive maintenance for industrial systems using AI. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 88-100.
- Mobley, R. K. (2002). *An Introduction to Predictive Maintenance* (2<sup>e</sup> éd.). Butterworth-Heinemann.
- Mühlenbach, F. (2020). *Deep Learning Applications in Industrial Quality Control*. Springer.
- Nilsson, N. J. (2010). *The Quest for Artificial Intelligence*. Cambridge University Press.
- O'Connor, P. D. T., & Kleyner, A. (2012). *Practical Reliability Engineering* (5<sup>e</sup> éd.). Wiley.
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2019). *Artificial Intelligence in Society*. OECD Publishing.

- Paté-Cornell, M. E. (2021). Engineering Risk Analysis : Foundations and Methods. *Annual Review of Chemical and Biomolecular Engineering*, 12, 1-24.
- Paugam, S. (2012). *L'enquête sociologique*. Presses Universitaires de France.
- Perrow, C. (1984). *Normal Accidents : Living with High-Risk Technologies*. Princeton University Press.
- Quivy, R., & Campenhoudt, L. V. (2011). *Manuel de recherche en sciences sociales* (4<sup>e</sup> éd.). Dunod.
- Reason, J. (1997). *Managing the Risks of Organizational Accidents*. Ashgate.
- Russell, S., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence : A Modern Approach* (3<sup>e</sup> éd.). Pearson.
- Samek, W., Wiegand, T., & Müller, K.-R. (2021). Explainable Artificial Intelligence. *IT – Information Technology*, 63(1), 1-15.
- Schwandt, T. A. (2000). Three Epistemological Stances for Qualitative Inquiry. *Handbook of Qualitative Research*, 189-213.
- Siemens. (2021). *AI integration in automated production systems*. Siemens Technical Report.
- Stamatis, D. H. (2003). *Failure Mode and Effect Analysis : FMEA from Theory to Execution*. ASQ Quality Press.
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision : Algorithms and Applications*. Springer.
- Wuest, T. (2016). Machine learning in predictive maintenance : A review. *Procedia CIRP*, 55, 248-253. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.08.026>
- Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C., & Thoben, K.-D. (2016). A machine learning framework for predictive maintenance in industry. *Production & Manufacturing Research*, 4(1), 23-42.
- Yin, R. K. (2018). *Case Study Research and Applications : Design and Methods* (6th Edition). Sage Publications.
- Zhang, W., & Yang, L. (2019). Complex failure prediction in industrial systems using AI. *Journal of Manufacturing Systems*, 51, 85-97. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.04.005>
- Zio, E. (2018). Predictive maintenance and risk reduction using AI. *Reliability Engineering & System Safety*, 172, 34-45.
- Zonta, T., da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., de Lima, M. J., da Trindade, E. S., & Li, G. P. (2020). Predictive Maintenance in the Industry 4.0 : A Systematic Literature Review. *Computers & Industrial Engineering*, 150, 106889.

# **ANNEXES**

## ANNEXE 1 : Entretiens semi-directifs

### Introduction de l'entretien

Je suis étudiante en Master en Entrepreneuriat et Management de Projet. Dans le cadre de mon mémoire portant sur l'impact de l'application de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques de production, je réalise cette étude afin de mieux comprendre comment ces technologies transforment les processus organisationnels.

Je vous remercie par avance pour le temps que vous consacrerez à cet entretien. Vos réponses seront traitées de manière strictement confidentielle et utilisées exclusivement à des fins académiques.

### Informations Générales

Objectif : Identifier le profil des répondants et le contexte des risques de production.

| Question                                                                        | Objectif                                                                                                                    |
|---------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1. Quel est votre poste au sein de l'organisation ?                             | Identifier la fonction du répondant et sa position hiérarchique, afin de situer son point de vue au sein de l'organisation. |
| 2. Combien d'années d'expérience professionnelle cumulez-vous dans ce secteur ? | Évaluer le niveau d'expérience du répondant et interpréter ses réponses en fonction de son ancienneté.                      |
| 3. quelles catégories de risques de production auquel fait face l'entreprise ?  | Identifier les types de risques au sein de l'entreprise.                                                                    |

### Thème 1 : Maintenance Prédictive

Objectif : Évaluer l'apport de l'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive et la gestion des risques de production.

| Question                                                                                    | Objectif                                                                                                                                         |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1. Quels sont les outils d'intelligence artificielle utilisés au sein de votre Entreprise ? | Identifier les technologies et outils d'IA adoptés par l'organisation afin de comprendre le niveau d'intégration de l'intelligence artificielle. |

|                                                                                                                                                   |                                                                                                                                              |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 2. Comment l'IA vous aide-t-elle à passer d'une maintenance préventive à une maintenance prédictive ?                                             | Analyser l'apport de l'IA dans l'évolution des pratiques de maintenance, notamment le passage vers une maintenance prédictive.               |
| 3. Comment l'intelligence artificielle contribue-t-elle à améliorer le processus de prise de décision dans la gestion des risques de production ? | Évaluer l'apport de l'IA dans l'aide à la décision, en améliorant la rapidité, la précision et la fiabilité des décisions liées aux risques. |

## Thème 2 : Contrôle Qualité

Objectif : Analyser le rôle de l'intelligence artificielle dans l'amélioration du contrôle qualité et la réduction des pertes.

| Question                                                                                                                                                                                  | Objectif                                                                                                                                                               |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1. Comment l'intelligence artificielle est-elle intégrée dans vos processus de contrôle qualité, notamment en termes d'automatisation et d'amélioration de la fiabilité des inspections ? | Analyser le degré d'intégration de l'intelligence artificielle dans le contrôle qualité, ainsi que son rôle dans l'automatisation et la fiabilisation des inspections. |
| 2. Comment l'intelligence artificielle permet-elle de réduire les rebuts et le gaspillage des matières premières dans votre production ?                                                  | Évaluer l'impact de l'IA sur la réduction des rebuts et du gaspillage des matières premières.                                                                          |

## Perspectives

Objectif : Explorer les perspectives d'évolution de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production.

| Question                                                                                                                                                 | Objectif                                                                |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------|
| 1. Quelle est votre vision de l'évolution de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques de production au cours des cinq prochaines années ? | Explorer les perspectives futures et les tendances d'évolution de l'IA. |

Je vous remercie pour votre collaboration et votre disponibilité. Votre contribution est précieuse pour la réussite de cette étude et l'avancement de la recherche.