

ÉCOLE CENTRALE DE LYON

MOS 4.4 - NOUVELLES TECHNOLOGIES DE L'INFORMATION
ET DE LA COMMUNICATION

L'intelligence Artificielle Appliquée à l'Industrie

Étudiants

Elion Mehdi

Enseignants

Daniel Muller

Mohsen Ardabilian



ÉCOLE
CENTRALE LYON

10 Février 2019

Table des matières

Introduction.....	2
1 L'Essor de la Data Science et de l'Intelligence Artificielle	3
1.1 Un domaine de recherche en pleine expansion.....	3
1.2 Des répercussions sur le marché et sur l'industrie	4
1.3 Une diversité de techniques applicables à l'industrie.....	7
1.4 Des données de tous types.....	9
1.5 L'industrie 4.0	11
2 Maintenance Prédictive.....	13
2.1 Principe	13
2.2 Exemple(s) d'Application(s)	13
2.2.1 Plateformes pétrolières offshore Total	13
2.2.2 Avions de ligne Air France KLM	14
2.2.3 Escalators dans les gares SNCF.....	15
3 Contrôle de Qualité et Détection d'Anomalies	16
3.1 Principe	16
3.2 Contrôle de qualité de produits sanguins	16
3.3 Détection de défauts sur objets à géométrie complexe	18
3.4 Contrôle de la Qualité des Eaux Potables.....	19
Bibliographie.....	20

Introduction

Le XXI^{ème} siècle a vu l'émergence de l'Intelligence Artificielle (souvent abrégé en IA ou AI en anglais) et de la Data Science (ou Science des Données en français) comme faisant partie des nouveaux paradigmes scientifiques qui s'avèrent applicables à de nombreux domaines.

Après la finance et le marketing, l'industrie figure parmi les domaines qui bénéficient tout particulièrement des avancées de la Data Science et des technologies de type Big Data et IoT (Internet of Things, terme qui désigne l'ensemble des technologies permettant d'interconnecter des objets entre eux via internet) en cela qu'elles permettent de collecter et analyser en temps réel de grands volumes de données afin d'automatiser et d'optimiser les processus de maintenance, de gestion du risque, de logistique, de contrôle de qualité et donc d'augmenter le rendement global des lignes de production.

Le présent document a pour objectif, dans un premier temps, de dresser un bref panorama de l'essor de ces technologies et de leur impact global sur l'industrie. Puis, dans un second temps, nous nous focaliserons quelques exemples d'application de ces technologies dans un cadre industriel.

1 L'Essor de la Data Science et de l'Intelligence Artificielle

Contrairement à ce que l'on pourrait penser, l'intelligence artificielle et la science des données ne sont pas si récents. Ce sont des domaines de recherche qui sont nés dans les années 1950 aux années 1980. En revanche, c'est la mise à disposition d'une puissance de calcul qui n'était pas accessible auparavant qui a permis la récente prolifération de l'activité dans ce domaine [1]. Voici ci-après un bref panorama de cette activité croissante autour de l'intelligence artificielle.

1.1 Un domaine de recherche en pleine expansion

Un signe évident de l'essor des domaines relatifs à l'intelligence artificielle et à la science des données est la forte croissance du nombre de publications scientifiques faites autour de ce sujet. En effet, depuis le début des années 2000, le nombre annuel de publications scientifiques n'a cessé d'augmenter, et cela dans toutes les régions du monde [2].

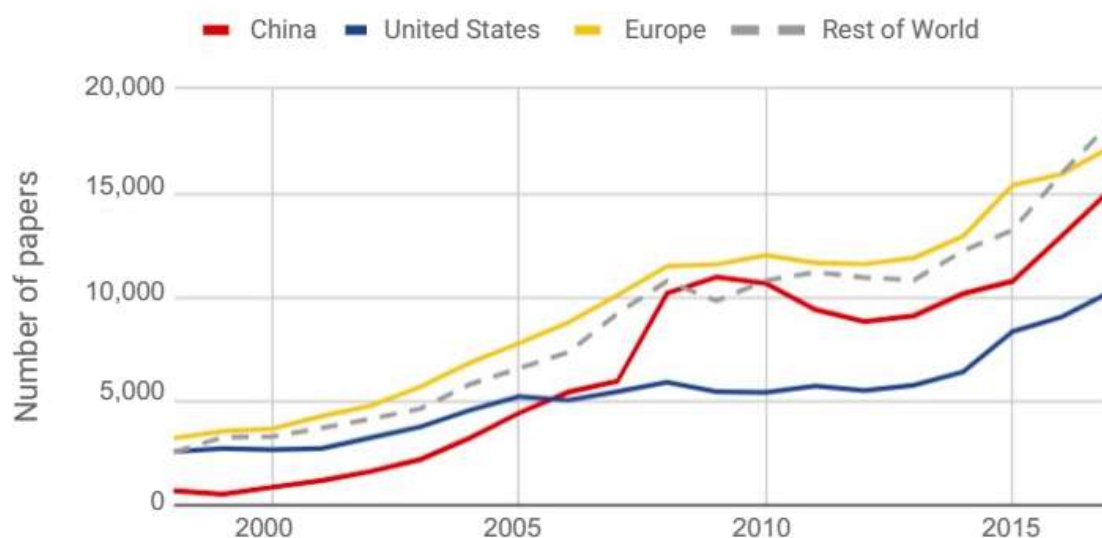


Figure 1 : Publications scientifiques annuelles liées à l'IA sur Scopus par région de 1998 à 2017 (source : Elsevier)

Par exemple, le nombre de publications scientifiques liées à l'IA sur Scopus a augmenté de 150% entre 2007 et 2017. Il est également important de noter que cette augmentation touche la quasi-intégralité des différents domaines liés à l'intelligence artificielle, même si certains ont plus touchés que d'autres.

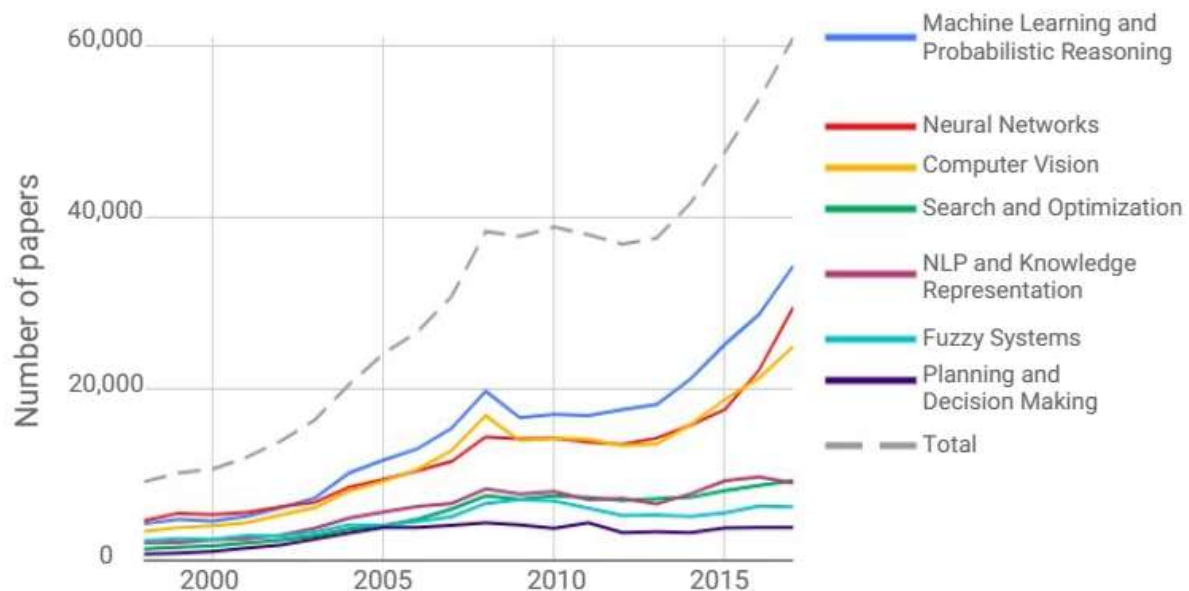


Figure 2 : Publications scientifiques annuelles liées à l'IA sur Scopus par sous-catégories (source : Elsevier)

En effet, on constate sur le graphique ci-dessus que les domaines de Machine Learning, de Deep Learning et de Computer Vision bénéficient d'un plus fort gain d'intérêt que les autres domaines.

1.2 Des répercussions sur le marché et sur l'industrie

Un autre signe évident de l'essor des domaines liés à l'intelligence artificielle et aux sciences des données est la multiplication du nombre d'entreprises et de startups spécialisées dans ces domaines. En 2016, plus de 1600 startups spécialisées en intelligence artificielle étaient recensées dans le monde par la plateforme d'intelligence économique CBInsights [1]. En France, la plateforme « France is AI » a recensé à ce jour plus de 300 startups spécialisées en intelligence artificielle et leur nombre continue d'augmenter.

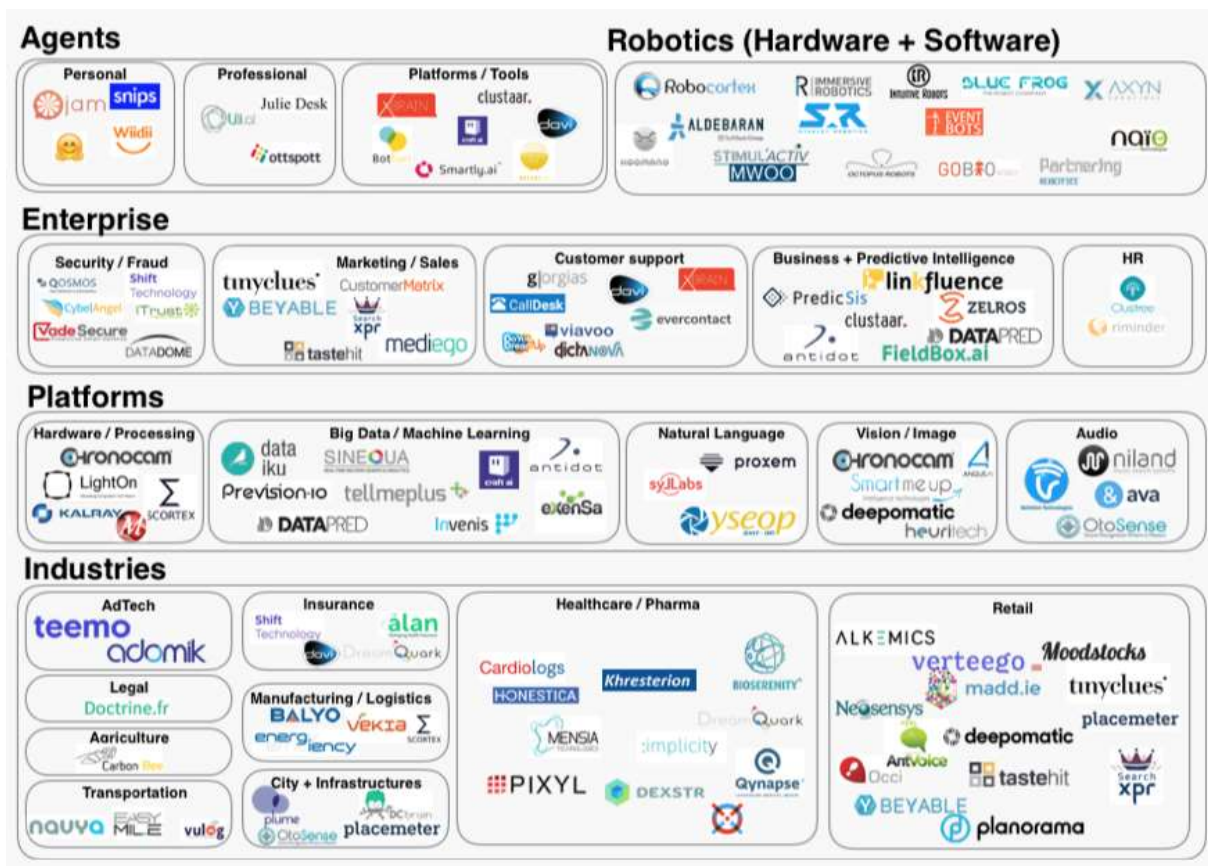


Figure 3 : Recensement des Startups françaises spécialisées en Intelligence Artificielle (source : France is AI [3])

Ces entreprises appliquent leur expertise à de nombreux domaines tels que la robotique, le commerce, les e-services ou encore la sécurité bancaire, ce qui montre le potentiel de ces technologies. Toutefois, l'industrie semble demeurer le secteur qui bénéficie le plus des avancées technologiques en intelligence artificielle.

Par ailleurs, une étude réalisée par McKinsey & Company [4] portant sur 400 cas d'usage à travers 19 secteurs industriels donne un aperçu de l'impact de l'intelligence artificielle dans ces mêmes secteurs. Cette étude fournit notamment le graphe ci-dessous où l'on peut lire l'impact économique potentiel des seules techniques utilisant des réseaux de neurones, chiffré en 10^{12} \$, sur divers secteurs et divers typologies de problèmes. On constate, d'une part, que l'intelligence artificielle présente un fort potentiel économique et que, d'autre part, certains types de problèmes, tels que la maintenance prédictive, le pricing, la fidélisation de clients ou encore l'automatisation de tâches industrielle complexes, se prêtent plus à ces techniques que d'autres.

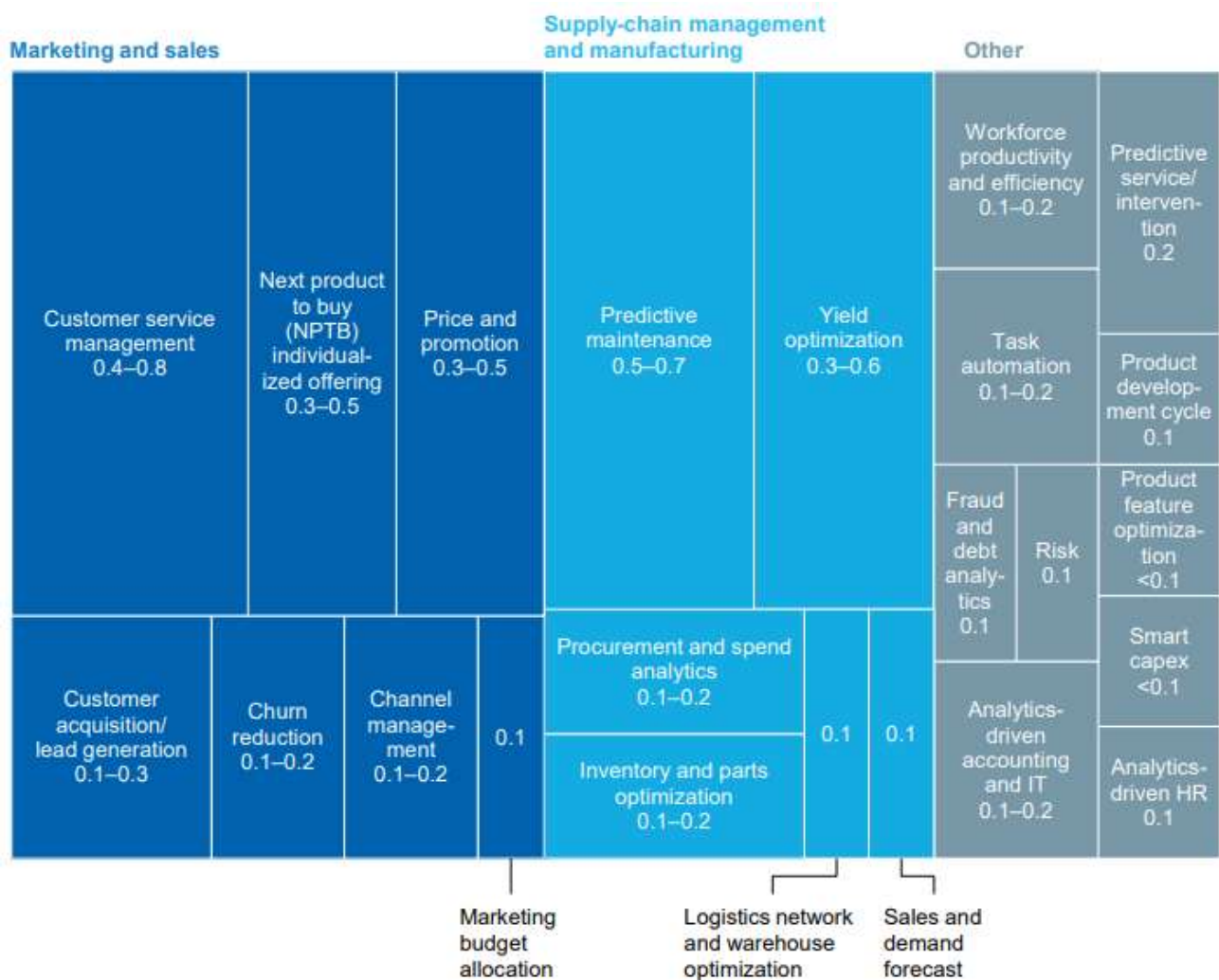


Figure 4 : Impact économique du Deep Learning par secteur et par problème en 10^{12} \$ (source McKinsey & Company)

On peut également mesurer multiplication du nombre d'entreprises utilisatrices ou productrices d'intelligence artificielle au nombre de brevets qui sont émis dans ce même domaine. À titre d'exemple, on constate sur le graphique ci-dessous que dans certains états ou dans certaines régions du monde où la recherche en intelligence artificielle est très fertile, le nombre de brevets a été multiplié par deux voire par cinq selon les régions.

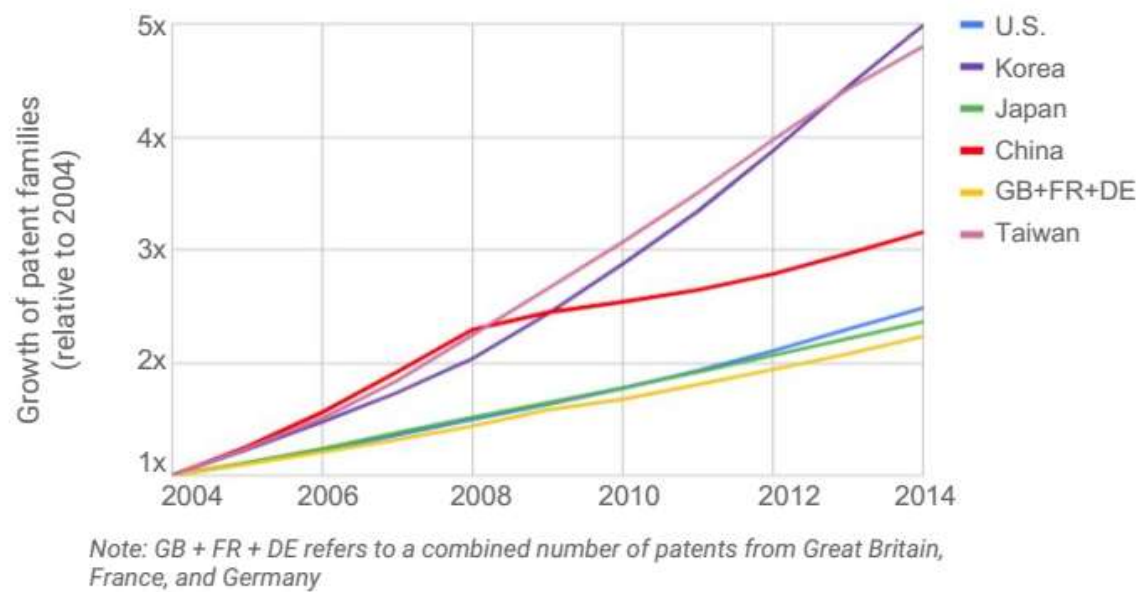


Figure 5 : Nombre de brevets en intelligence artificielle par région relativement à 2004 (source : amplified)

L'effervescence qui a lieu dans le domaine de l'intelligence artificielle a également des conséquences d'un point de vue économique. En effet, selon CB Insights, l'investissement dans les startups spécialisées en intelligence artificielle a continuellement augmenté passant de 415 millions de dollars en 2012 à 5 milliards de dollars en 2017. De plus, selon une étude du cabinet d'analyse Tractica datée de 2017, Le marché de l'intelligence artificielle pour les applications en entreprise est estimé à plus de 36 milliards de dollars d'ici à 2025 en IA contre 643 millions de dollars en 2016 [1].

1.3 Une diversité de techniques applicables à l'industrie

Les algorithmes utilisés en science des données, en apprentissage artificiel et en intelligence artificielle (domaines entre lesquels on ne fera pas de distinction dans ce document, sauf indication contraire) sont très divers. Certains sont classifiés de « classiques » ou « traditionnels » car plus anciens ou supplantés en performance par d'autres algorithmes, et d'autres sont qualifiés de d'algorithmes « avancés » car plus récents ou plus performants là où d'autres le sont moins.

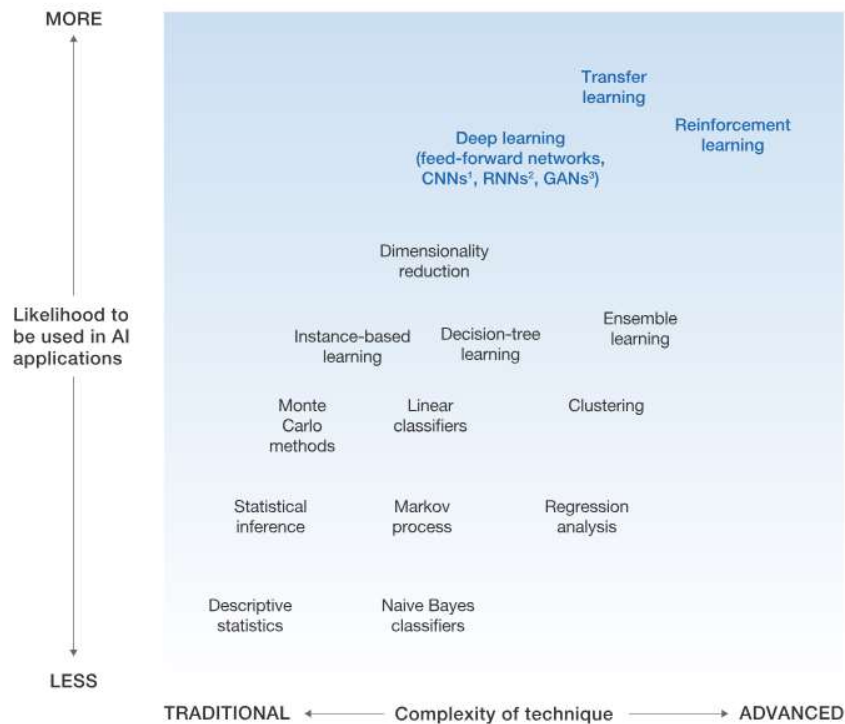


Figure 6 : Panorama des différentes techniques d'IA applicables à l'industrie (source : McKinsey & Company)

En revanche, en fonction du domaine d'application ou du type de problème dont il est question, les algorithmes les plus récents ne sont pas forcément les plus performants, ni forcément les plus utilisés. En effet, le graphique ci-dessous, également tiré de l'étude de McKinsey & Company [4]) montre la fréquence d'usage des différents algorithmes par secteur d'activité.

On constate que les algorithmes dits traditionnels sont toujours très utilisés dans des secteurs aussi importants que dans l'électronique, l'industrie automobile, l'assurance, la santé ou la vente. En revanche, les algorithmes les plus récents, tels que les réseaux de neurones récurrents, les réseaux antagonistes génératifs et l'apprentissage par renforcement, sont très peu utilisés, probablement parce qu'ils sont justement trop récents pour que les entreprises aient eu le temps de les adopter à grande échelle.

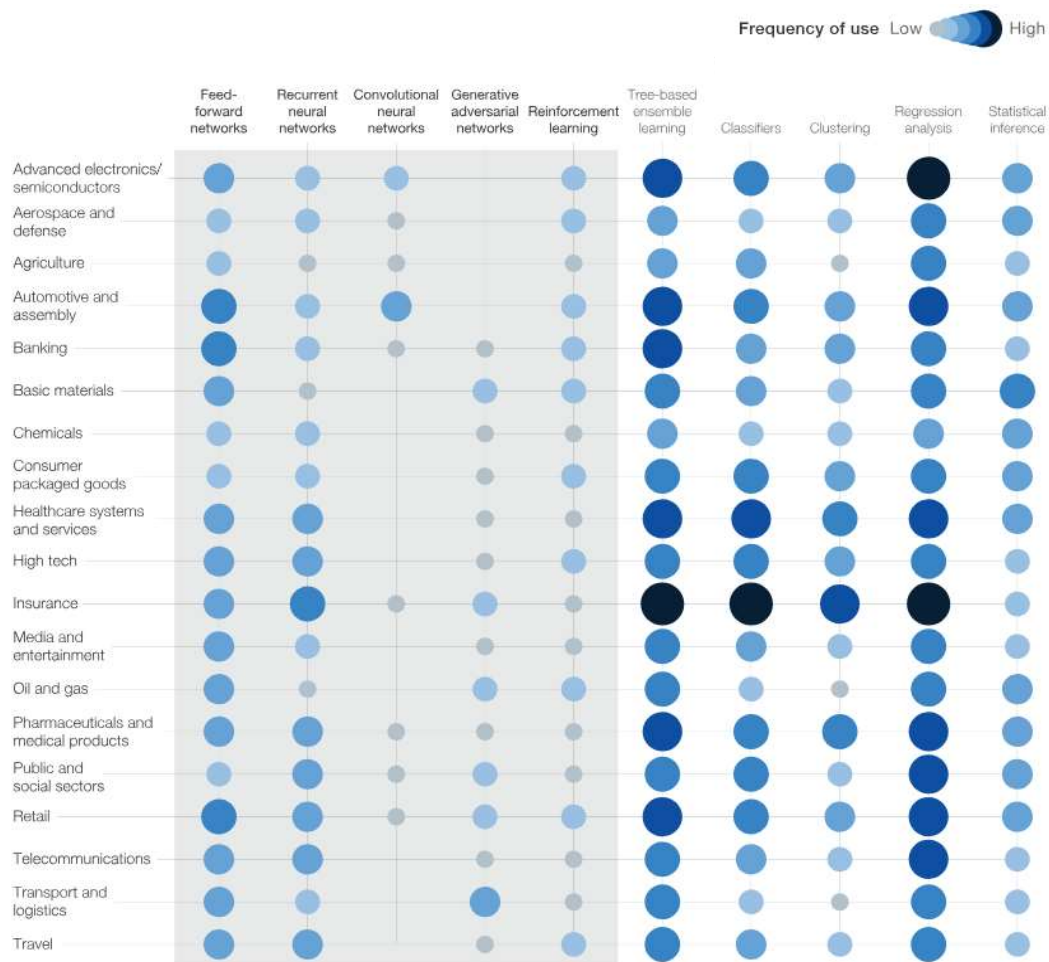


Figure 7 : Fréquence d'usage des différents algorithmes par secteur (source : McKinsey & Company)

1.4 Des données de tous types

Les algorithmes ne sont qu'une partie des dispositifs basés sur de l'intelligence artificielle. La richesse d'un tel dispositif réside également dans les données. Ce sont ces données qui renferment la distribution statistique que l'on essaie d'approximer via les différents modèles, d'où la nécessité de grands volumes de données pour atteindre une bonne précision. Cependant, d'un cas à l'autre, les données ne sont ni du même type, ni au même format, et n'obéissent pas non plus à la même distribution statistique. Chaque cas nécessitera donc une expertise spécifique afin de développer une solution sur mesure propre au problème dont il est question.

Le graphique ci-dessous [4] montre la fréquence d'utilisation des différents types de données par type d'activité. On constate que les données structurées sont utilisées dans tous les secteurs tandis que les données audio le sont très peu. Les séries temporelles sont aussi très utilisées, notamment en analyse de risque, de même que le texte et l'image.



Figure 8 : Fréquence d'utilisation des différents types de données par type d'activité (source McKinsey & Company)

1.5 L'industrie 4.0

L'industrie connaît actuellement ce que l'on appelle communément la « quatrième révolution industrielle » pour atteindre la notion d'« industrie 4.0 ». Il s'agit d'une nouvelle organisation des usines.

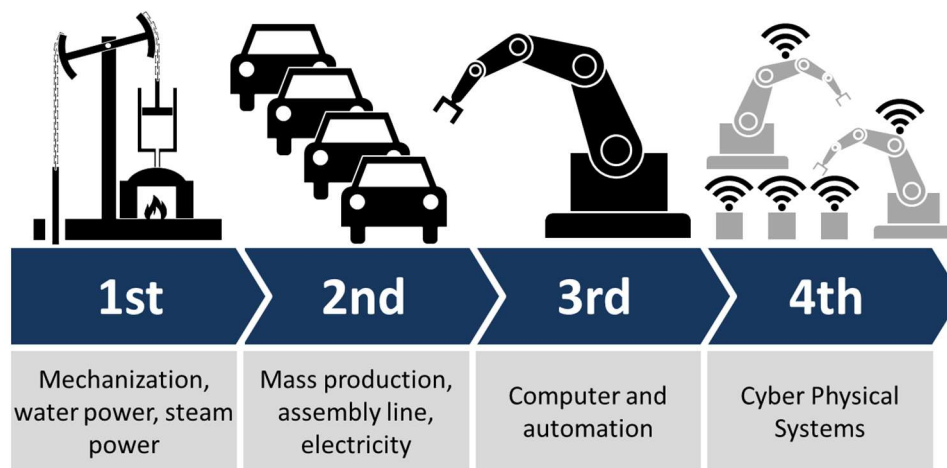


Figure 9 : Les quatre révolutions industrielles

Cette notion fait référence à des usines connectées utilisant des capteurs et les technologies de type IoT (Internet of Things) pour surveiller ou piloter les différents éléments des chaînes de production, mais aussi pour automatiser au maximum ces différents éléments avec des algorithmes d'intelligence artificielle utilisant les données de capteurs.

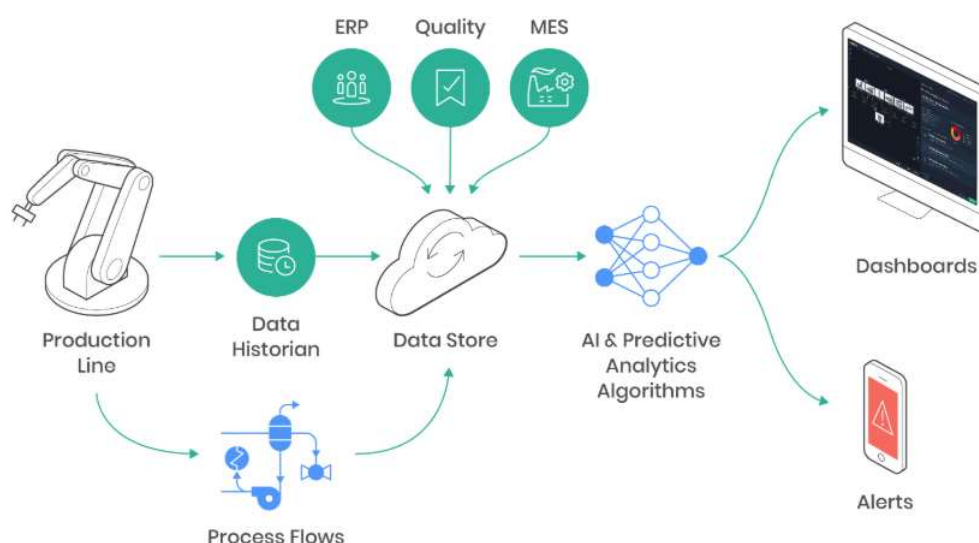


Figure 10 : Architecture générale d'une usine 4.0 (source Seebo)

Le schéma ci-dessus résume l'architecture générale d'une usine connectée [5]. Les principales composantes sont :

- les lignes de production
- les capteurs qui permettent de collecter des données sur les lignes de production (images, température, pression ou autres grandeurs physiques...)
- le système de communication qui permet aux données de circuler de manière fiable et sécurisée depuis les capteurs jusqu'au hub de stockage
- le hub de stockage où les données sont stockées, traitées et analysées

Dans la suite de ce document, nous traiterons quelques exemples d'utilisation d'algorithmes d'intelligence artificielle dans un contexte industriel qui correspond à l'architecture décrite ci-dessus.

2 Maintenance Prédictive

2.1 Principe

La maintenance prédictive désigne l'ensemble des méthodes permettant d'anticiper des pannes et donc d'agir avant qu'elles n'aient lieu afin de les éviter. Traditionnellement, les contremaîtres et les ouvriers opèrent des maintenances préventives régulières selon un calendrier prédéfini afin d'éviter les pannes. Non seulement ce procédé de maintenance préventive engendre-t-il des coûts inutiles des pertes de productivité, mais souvent il s'avère aussi inefficace [5].

La maintenance prédictive n'opère les maintenances uniquement lorsqu'elles sont utiles. Pour cela, on met en place un dispositif de monitoring basé sur des capteurs connectés, des algorithmes permettant d'exploiter la donnée des capteurs ainsi qu'un système d'alerte qui s'enclenche lorsque les algorithmes en question prédisent une panne imminente.

2.2 Exemple(s) d'Application(s)

Dans cette section, nous donnerons quelques cas d'usage de telles techniques de maintenance prédictive afin de souligner les avantages qu'elles présentent pour le secteur industriel. Notons que certains de ces exemples d'application sont traités par des entreprises ou sous-traités par des startups qui ont fourni leur expertise et qui, par conséquent, ne divulguent pas le détail des modèles qu'elles ont utilisé. Le cas échéant, nous nous concentrerons plutôt sur l'application en elle-même ainsi que sur les avantages qu'elle présente.

2.2.1 Plateformes pétrolières offshore Total

Un des cas d'usage intéressants de maintenance prédictive concerne les plateformes pétrolières offshore de l'entreprise Total qui a été traité par une startup française du nom de Fielbox.ai [6]. Sur certaines de ces plateformes offshore a été mis en place un dispositif de collecte de données en temps réel depuis tous les équipements : pompes, compresseurs, séparateurs, valves, etc... En se basant sur l'expérience et les données précédentes, des modèles d'intelligence artificielle ont été entraînés pour anticiper le dysfonctionnement des pompes à partir de ces données. Ce dispositif, couplé à un dispositif d'alerte en cas de prédiction de panne, s'est avéré utile en situation réelle.

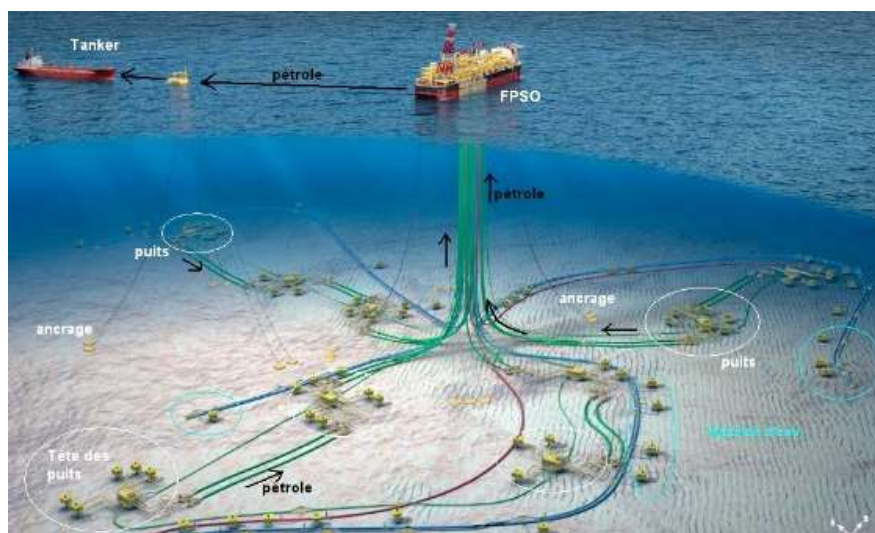


Figure 11 : Dispositif d'extraction des plateformes pétrolières offshore

2.2.2 Avions de ligne Air France KLM

La compagnie aérienne Air France KLM a mis en place un système de maintenance prédictive basé sur de l'intelligence artificielle sur ses avions de ligne afin d'anticiper les pannes [7], ce qui permet d'éviter les immobilisations d'appareils imprévues ou inutiles. Ce dispositif porte notamment sur le système d'injection de carburant qui est l'une des composantes les plus critiques pour les avions.

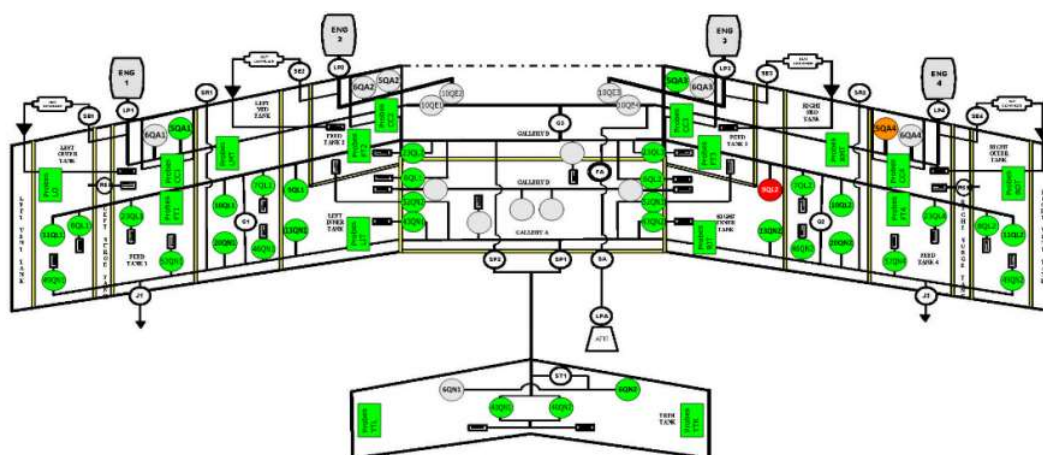


Figure 12 : Schéma du système ATA 28 d'injection de carburant

En exploitant les données de capteurs disposés sur l'ensemble du système avec de l'IA, Air France KLM est parvenu à éviter 100% des pannes de l'ATA 28 en 2 ans évitant ainsi toute immobilisation au sol, et cela avec en moyenne 10 à 20 jours d'anticipation [7]. Ce système aurait également engendré près de 2 millions d'économies pour l'entreprise.

2.2.3 Escalators dans les gares SNCF

Les escalators sont une composante essentielle de la mobilité dans les gares en ce qu'elles permettent aux personnes qui peuvent être chargées ou fatiguées de se déplacer rapidement. Les escalators, souvent nombreux dans une gare, permettent donc de vider rapidement les quais et les halls de gare qui sont souvent saturés.

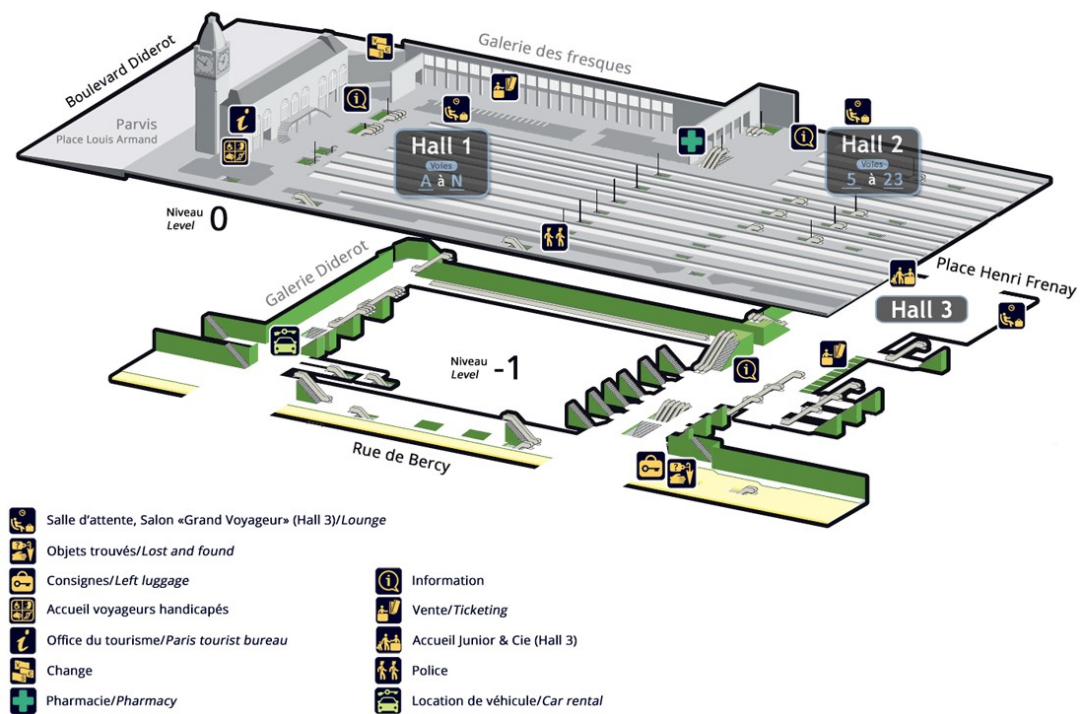


Figure 13 : Plan de la gare de Lyon à Paris (source : SNCF)

Ainsi, la société SNCF a décidé de mettre en place un système de maintenance prédictive des escalators en faisant appel à une startup française spécialisée en intelligence artificielle pour atteindre un taux de disponibilité des escalators de 99%. Le dispositif en question permet de monitorer en temps réel l'état de santé des escalators et d'anticiper les pannes en utilisant notamment des données telles que l'image, le son, l'intensité du courant électrique qui alimente le moteur des escalators, la température autour du moteur et les vibrations [8].

3 Contrôle de Qualité et Détection d'Anomalies

3.1 Principe

Dans un contexte industriel et commercial de plus en plus concurrentiel ou les normes et la clientèle se font de plus en plus exigeantes, la qualité des produits devient un enjeu majeur, et cela dans toutes les industries. Traditionnellement, le contrôle de qualité est effectué par des opérateurs humains et il n'est pas rare que des produits défectueux passent le contrôle de qualité en raison de la cadence de production de la monotonie de la tâche et de la négligence qui peut s'installer. Il est de plus en plus courant que des groupes industriels fassent appel à des techniques d'IoT et d'IA pour automatiser ces tâches afin de rendre le contrôle plus rapide et plus fiable. Voici quelques exemples de d'application de contrôle de qualité et de détection d'anomalie réalisés avec de l'intelligence artificielle.

3.2 Contrôle de qualité de produits sanguins

Le cas présenté ici est celui d'un organisme du nom de Héma-Québec qui a pour objectif de répondre aux besoins du Québec en termes de produits sanguins, de tissus humains, de sang de cordon, de lait maternel et de produits cellulaires.

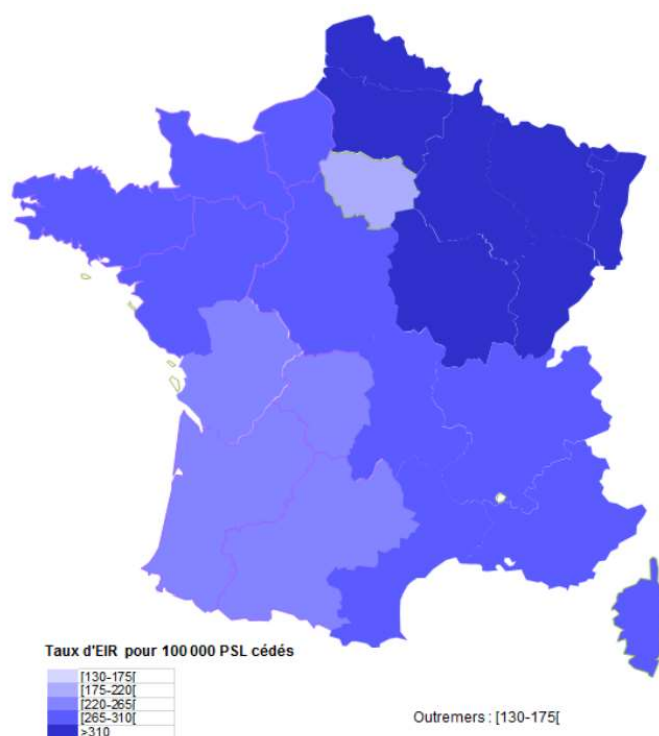


Figure 14 : Taux d'incidence des EIR en France au cours de l'année 2016 (source : ANSM)

À partir d'un don de sang, on peut séparer les globules rouges, les globules blancs, les plaquettes et le plasma en utilisant notamment des processus de centrifugation. Ces produits sanguins ou PSL (produits sanguins labiles) sont ensuite utilisés pour des besoins médicaux dans un cadre hospitalier notamment. Cependant, il arrive que surviennent des complications, que l'on nomme EIR (Effets Indésirables Receveur) dans le jargon médical, liées à la qualité de ces produits. À titre d'exemple, la carte ci-dessus montre les résultats d'une enquête publiée en 2017 [9] qui recense les cas d'EIR survenus en France au cours de l'année 2016.

Devant un tel enjeu de santé public, il est nécessaire d'implémenter des contrôles plus fiables de PSL. Pour cela, la société Héma-Québec a mis en place un système de contrôle de qualité des produits sanguins par des algorithmes d'intelligence artificielle qui utilisent des données de spectrométrie de masse [10].

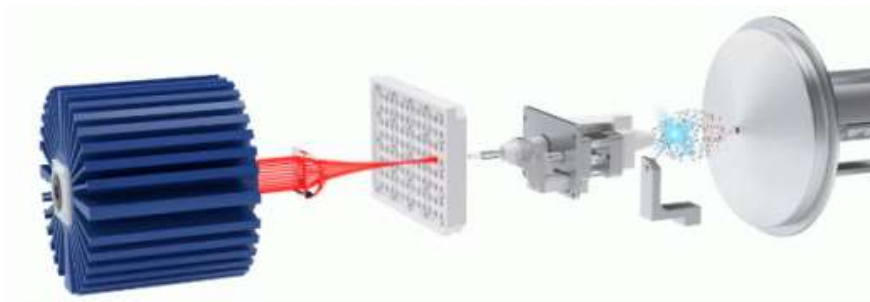


Figure 15 : Contrôle de qualité des PSL par spectrométrie de masse

Divers algorithmes de classification ont été entraînés et utilisés : SVM (Support Vector Machine), SCM (Set Covering Machine), Random Forest et Arbres de Décision. Dans les meilleurs cas, une précision (accuracy) de plus de 98% a été atteinte pour les tests sur des échantillons de plasmas.

3.3 Détection de défauts sur objets à géométrie complexe

La détection de défauts de forme sur des objets à géométrie complexe est un problème qui revient souvent dans l'industrie. Le cas présenté ici est celui du contrôle de défauts sur des ampoules à forme spirale [11].

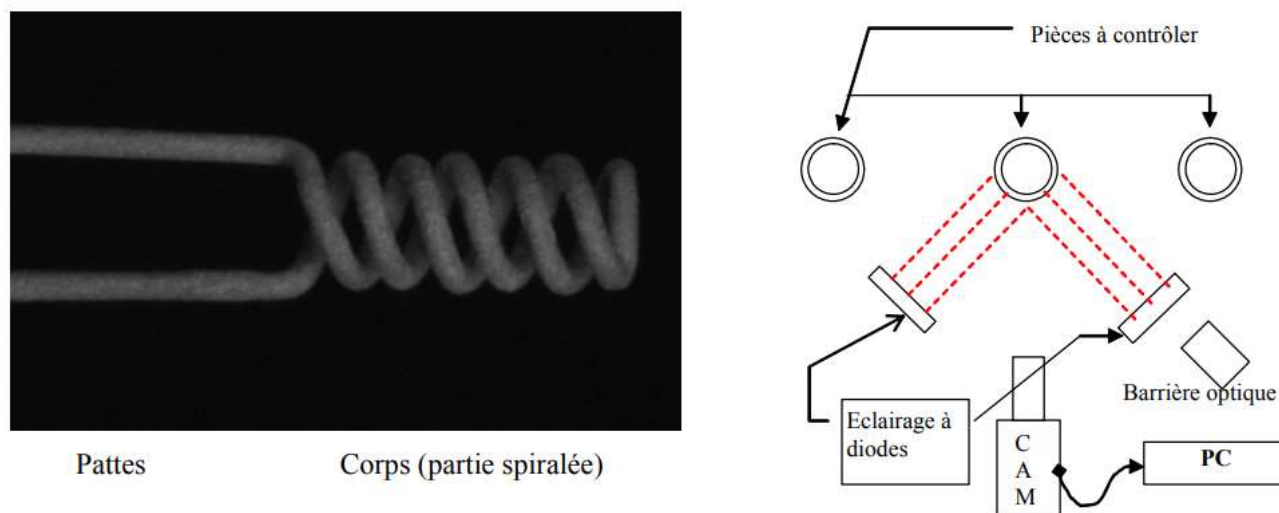


Figure 16 : Dispositif de contrôle des ampoules spirales

Le dispositif de contrôle, intégré à la chaîne de production, est composé d'un éclairage à diodes et d'une caméra permettant de capturer l'image des ampoules qui défilent. Les défauts pouvant survenir sont au nombre de 50. Il s'agit donc là d'un problème de classification d'images multi-label.

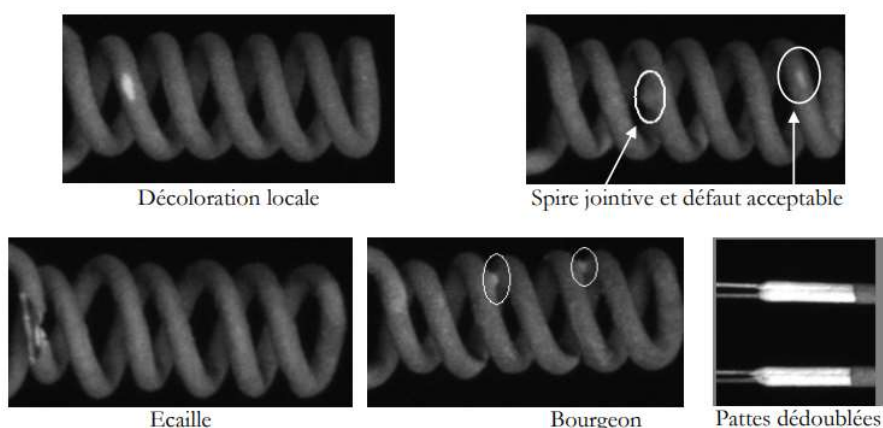


Figure 17 : Principaux défauts de forme des ampoules

Là encore, plusieurs algorithmes de classification ont été testés (SVM, Adaboost) pour atteindre une précision de 80% dans le meilleur des cas, ce qui satisfait les normes industrielles.

3.4 Contrôle de la Qualité des Eaux Potables

La qualité de l'eau potable dans les réseaux de distribution est également un enjeu sanitaire de premier ordre. L'exemple qui est mentionné ici est tiré d'une thèse de doctorat portant sur le contrôle de qualité d'un système de production et de distribution d'eau potable en Algérie [12].

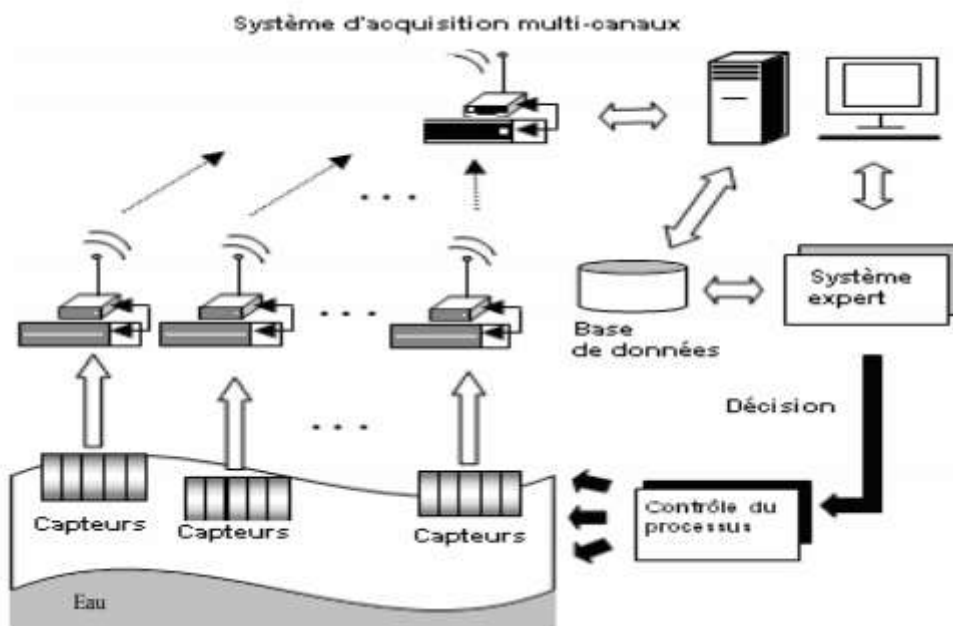


Figure 18 : Architecture générale d'un système de contrôle et de surveillance de la qualité des eaux potables

Le principe du dispositif est d'anticiper les dérives de la qualité de l'eau potable grâce aux mesures réalisées par les capteurs du réseau et détecter les dysfonctionnements techniques des capteurs et des vannes sur le réseau. Dans le cadre de cette application, plusieurs algorithmes ont été testés (SVM, perceptron multicouches, Analyse en Composantes Principales) et ont permis d'atteindre une précision de l'ordre de 99% pour les meilleurs modèles.

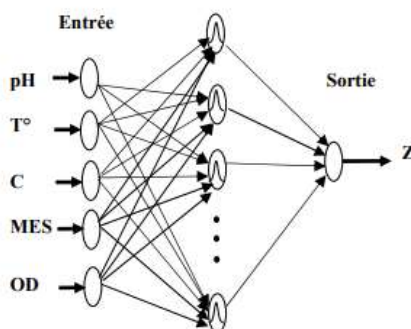


Figure 19 : Modèle d'un réseau de neurones utilisé pour le contrôle de qualité des eaux potables

Bibliographie

- [1] FRANCE. Ministère de l'économie et des finances, FRANCE. Secrétariat d'Etat à l'enseignement supérieur et à la recherche, et FRANCE. Secrétariat d'Etat à l'industrie, au numérique et à l'innovation, « Rapport de synthèse France Intelligence Artificielle », Ministère de l'éducation nationale, de l'enseignement supérieur et de la recherche, mars 2017.
- [2] S. Yoav *et al.*, « The AI Index 2018 Annual Report », AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Initiative, Stanford University, Stanford, CA, déc. 2018.
- [3] « French startups players in Artificial Intelligence », *France is AI*.
- [4] M. Chui *et al.*, « Sizing the potential value of AI and advanced analytics | McKinsey », avr-2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/notes-from-the-ai-frontier-applications-and-value-of-deep-learning>. [Consulté le: 09-févr-2019].
- [5] « Predictive Maintenance for Industry 4.0 | The Complete Guide », *Seebo IoT*.
- [6] David.Jumel, « Oil and Gas », *Fieldbox.ai*.
- [7] Xebia France, « Tech4Exec - Comment la maintenance prédictive a permis à Air France d... », 09:17:47 UTC.
- [8] Clement.Collignon, « Transports », *Fieldbox.ai*.
- [9] Agence Nationale de Décurité du Médicament et des Produits de Santé, « Rapport d'activité hémovigilance 2016 », déc. 2017.
- [10] F. Brochu, « Amélioration du contrôle de qualité de produits sanguins utilisant la spectrométrie de masse à haut-débit et l'apprentissage automatique », 2018.
- [11] S. Bouillant, J. Mitéran, et M. Paindavoine, « DÉTECTION DE DÉFAUTS TEMPS RÉEL SUR DES OBJETS A GÉOMÉTRIE COMPLEXE : ÉTUDE PAR SVM, BOOSTING ET HYPERRECTANGLES », p. 25.
- [12] Mohammed Ladjal, « Contribution au développement de systèmes de surveillance innovants dédiés au contrôle de la qualité des eaux potables », Université de M'Sila, Faculté de Technologie, Département d'électronique, 2013.