L'IA au service du Manufacturing

IDEALIST

ALBATROS GIE

Manufacturing SME cluster to boost R&D

Funded by the European Union

SOMMAIRE

I. INTRODUCTION 3

A. Une transformation progressive 3
B. L'IA industrielle : augmenter l'intelligence collective de l'usine 4
C. Pourquoi l'IA s'impose aujourd'hui dans l'industrie 4
D. Definition de l'IA 5

II. CARTOGRAPHIE DES USAGES DE L'IA ET RETOURS D'EXPERIENCES TOUT AU LONG DE LA CHAINE DE VALEUR 7

A. Conception et recherche & developpement 8
B. Industrialisation et preparation de la production 11
C. Production et operations 15
D. Maintenance 17
E. Qualite et controle 20

III. LES PRE-REQUIS POUR IMPLEMENTER UNE SOLUTION IA 21

A. Les pre-requis techniques 21
B. Les pre-requis organisationnels 22
C. Les pre-requis humains et culturels 23
D. Les pre-requis methodologiques pour maximiser les chances de succes 24
E. Conclusion : l'accessibilite croissante de l'IA industrielle 24

ANNEXES 26

ANNEXE 1 - Écosysteme de partenaires : panorama de solutions IA 27
ANNEXE 2 - Panorama des laboratoires français d'IA : expertises cles et passerelles vers l'industrie 28
ANNEXE 3 – Bibliographie 33

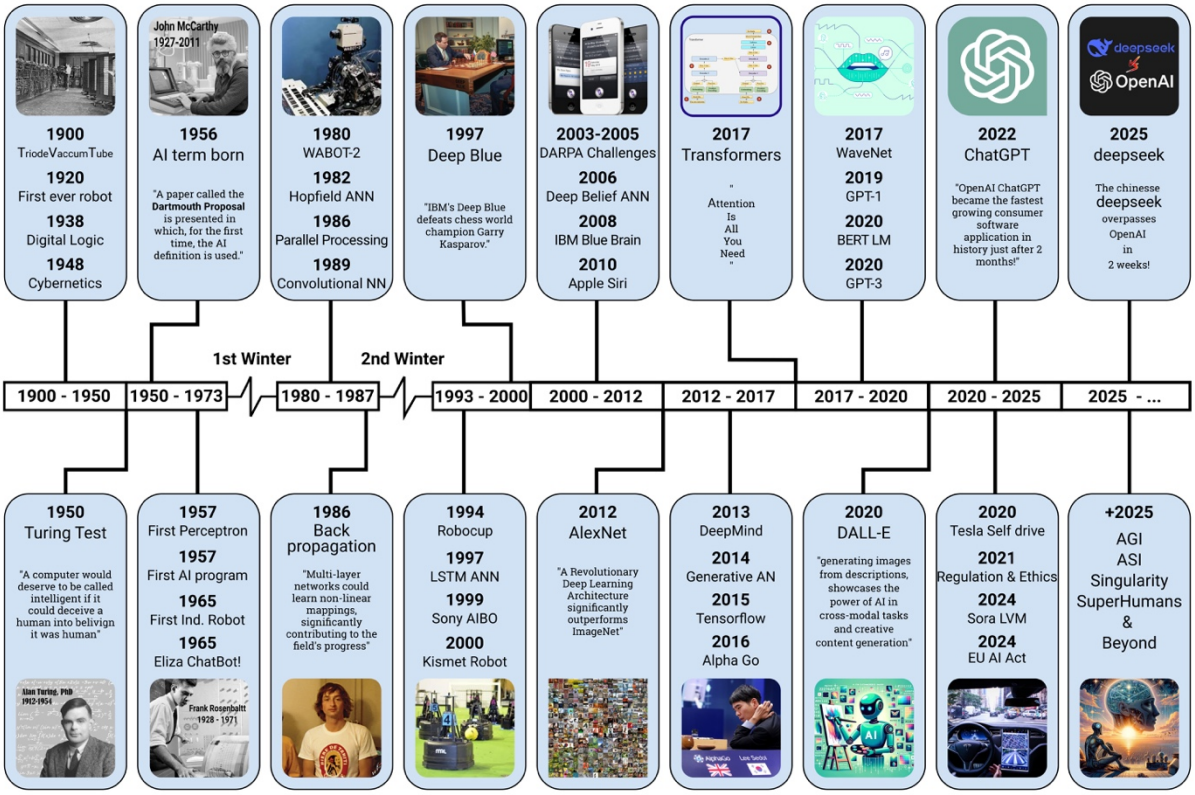
Funded by the European Union

I. Introduction

A. Une transformation progressive

L'intelligence artificielle n'est pas une technologie récente. De la question philosophique d'Alan Turing en 1950 ("Les machines peuvent-elles penser ?") aux victoires symboliques de Deep Blue (1997) et Watson (2011), l'IA a longtemps été cantonnée aux laboratoires de recherche. **La rupture intervient au cours de la décennie 2010** : la révolution du Deep Learning (2011) permet enfin de traiter efficacement images et sons, ouvrant des perspectives industrielles concrètes, notamment pour le contrôle qualité par vision artificielle.

Depuis 2020, l'IA entre dans une phase de déploiement industriel à grande échelle, non pas de manière spectaculaire, mais par une intégration progressive dans les outils et processus de production quotidiens. Les systèmes de maintenance prédictive analysent en continu les données machines pour anticiper les pannes. La vision artificielle inspecte la qualité des pièces à des cadences impossibles pour l'œil humain. Les algorithmes d'optimisation orchestrent les flux de production en tenant compte de centaines de contraintes simultanées.



Chronologie de l'IA

Funded by the European Union

B. L'IA industrielle : augmenter l'intelligence collective de l'usine

L'intelligence artificielle appliquée au manufacturing désigne **un ensemble de méthodes algorithmiques qui permettent d'exploiter intelligemment les données issues des machines, capteurs et systèmes informatiques**. Ces méthodes servent à détecter des anomalies avant qu'elles ne deviennent critiques, prédire des événements futurs avec une précision inédite, optimiser des procédés complexes en temps réel, ou encore assister les décisions stratégiques en synthétisant rapidement des volumes d'informations impossibles à traiter manuellement.

L'IA ne remplace pas l'expertise humaine, elle l'amplifie et la systématise. L'ingénieur de production, l'opérateur sur ligne et le responsable industriel restent au centre de la démarche. Leur expertise métier, leur capacité de jugement face à des situations inédites, leur connaissance contextuelle de l'environnement de production demeurent irremplaçables. L'intelligence artificielle agit comme un outil de support qui augmente les capacités d'analyse : elle surveille en permanence des centaines de paramètres, détecte des corrélations subtiles dans des masses de données historiques, et libère du temps en automatisant des tâches répétitives de contrôle ou de surveillance.

C. Pourquoi l'IA s'impose aujourd'hui dans l'industrie

Jusqu'à récemment, les expérimentations d'intelligence artificielle en usine restaient largement confinées à des projets pilotes isolés, souvent menés dans de grands groupes disposant de budgets R&D conséquents. **Quatre évolutions majeures convergent désormais pour transformer cette situation et faire de l'IA une technologie mature, industrialisable et accessible aux entreprises de toutes tailles**.

1. La disponibilité massive des données

La généralisation des capteurs industriels (IoT) et le déploiement de solutions de traçabilité numérique font que les machines-outils, lignes de production et systèmes logistiques génèrent désormais en continu des volumes massifs de données. Ces informations, qui dormaient autrefois dans des historiques inaccessibles ou n'étaient simplement pas collectées, peuvent maintenant être capturées, structurées et valorisées pour améliorer concrètement la performance industrielle.

2. La puissance de calcul accessible

Les progrès du cloud computing et du edge computing – qui permet de traiter les données au plus près des équipements – permettent aujourd'hui de traiter rapidement de très grands ensembles de données et de déployer des modèles d'IA directement sur les équipements de production, sans nécessiter systématiquement une infrastructure informatique centralisée coûteuse. Cette démocratisation de la puissance de calcul change radicalement l'équation économique pour les PME et ETI.

3. La maturité des algorithmes

Le machine learning et le deep learning, initialement développés dans les laboratoires de recherche pour permettre aux machines d'apprendre à partir des données, ces algorithmes ont d'abord trouvé des applications dans des domaines scientifiques et

Funded by the European Union

industriels avant de se diffuser largement auprès du grand public (reconnaissance d'images, traduction automatique, assistants vocaux...). Ils démontrent aujourd'hui leur efficacité dans des contextes industriels extrêmement variés et surpassent régulièrement les approches traditionnelles, notamment lorsque les problèmes deviennent trop complexes pour être modélisés explicitement.

4. Des cas d'usage validés

Les retours d'expérience se multiplient et se structurent. De nombreux cas documentés, en France, en Europe et à l'international, confirment aujourd'hui l'impact mesurable de l'intelligence artificielle sur les trois leviers essentiels de la compétitivité industrielle : la réduction des coûts, l'amélioration de la qualité et le respect des délais. En France, environ 15% des PME déclaraient en mars 2024 avoir adopté au moins une solution d'intelligence artificielle dans leurs opérations, et ce chiffre progresse rapidement car il a doublé en passant à 32% à fin 2024 (BPI France 2024/2025).

Les pouvoirs publics français ont bien compris l'importance stratégique de cette transition numérique pour le tissu industriel national et ont mis en place plusieurs dispositifs d'accompagnement spécifiquement conçus pour les PME et ETI comme par exemple l**e programme** IA Booster ou l'appel à projets Pionniers de l'IA. Au niveau européen, les **European Digital Innovation Hubs (EDIH)** constituent un réseau de proximité cofinancé par l'Union Européenne et les États membres, dont la mission est précisément d'aider les PME à tester, adopter et financer des solutions numériques et d'intelligence artificielle — avec un premier accompagnement souvent gratuit. **En France**, une vingtaine d'EDIH sont répartis sur le territoire, couvrant l'ensemble des régions et proposant des services allant du diagnostic de maturité numérique jusqu'à la mise en relation avec des partenaires technologiques et des dispositifs de financement européens.

Cette adoption ne se fait pas de manière uniforme mais suit une logique industrielle pragmatique : elle intervient là où la valeur créée est la plus immédiate et la plus mesurable. Comprendre concrètement où et comment l'IA génère des gains tangibles constitue donc le préalable indispensable à toute réflexion stratégique sur son déploiement. C'est précisément l'objet de la cartographie qui suit, qui explore méthodiquement les applications de l'IA à chaque maillon de la chaîne de valeur manufacturière, de la conception jusqu'au contrôle qualité.

D. Définition de l'IA

L'intelligence artificielle désigne l'ensemble des méthodes et techniques permettant à des machines d'effectuer des tâches qui, jusqu'alors, nécessitaient l'intervention de l'intelligence humaine : reconnaître des formes, comprendre un texte, prendre une décision dans un contexte incertain, planifier une séquence d'actions ou encore apprendre à partir de l'expérience. Cette définition, volontairement large, reflète la réalité d'un domaine qui n'est pas une technologie unique mais une famille de disciplines aux approches très différentes.

1. L'IA symbolique : la logique et les règles

La première grande famille, historiquement la plus ancienne, est celle de l'IA symbolique. Elle repose sur un principe simple : représenter explicitement la connaissance sous

Funded by the European Union

forme de règles, de contraintes ou de logique formelle, puis raisonner sur ces représentations pour produire des conclusions ou des décisions.

Un système expert de diagnostic de pannes qui enchaîne des règles du type « si la pression chute ET que la température monte, alors vérifier le joint d'étanchéité » est un exemple typique d'IA symbolique. La programmation par contraintes en est un autre exemple d'IA symbolique.

L'atout majeur de l'IA symbolique est sa transparence : on sait exactement pourquoi le système produit telle recommandation, on peut auditer la logique, et on peut intégrer directement l'expertise métier dans les règles. Sa limite principale est qu'elle nécessite de formaliser cette expertise, ce qui devient difficile voire impossible quand les phénomènes à modéliser sont trop complexes, trop variables, ou tout simplement impossibles à décrire avec des règles explicites — comme reconnaître une microfissure sur une pièce en mouvement ou anticiper la dégradation progressive d'un roulement.

2. L'IA connexionniste : apprendre à partir des données

La seconde grande famille, celle qui a connu l'essor spectaculaire des deux dernières décennies, est l'IA connexionniste, dont le machine learning et le deep learning constituent les manifestations les plus connues. Plutôt que de coder des règles explicites, ces approches laissent la machine apprendre les patterns pertinents à partir de grandes quantités de données.

Un réseau de neurones entraîné à détecter des rayures sur des pièces peintes n'a pas reçu de règle définissant ce qu'est une rayure : il a été exposé à des milliers d'images annotées — rayure, pas de rayure — et a progressivement ajusté ses paramètres internes pour distinguer les deux. Une fois entraîné, il peut identifier des défauts avec une précision et une constance qu'aucun contrôleur humain ne pourrait maintenir à la cadence d'une ligne de production moderne.

La force de l'IA connexionniste réside dans sa capacité à traiter des données complexes et à découvrir des corrélations que l'expert n'aurait pas anticipées. Un algorithme de maintenance prédictive peut ainsi identifier qu'une combinaison particulière de paramètres vibratoires et thermiques précède systématiquement une défaillance, alors qu'aucun technicien n'avait jamais établi ce lien. Sa limite, souvent désignée par l'expression « boîte noire », est précisément l'inverse de l'avantage de l'IA symbolique : il est difficile d'expliquer pourquoi le modèle produit telle prédiction, ce qui peut freiner son adoption dans des contextes où la traçabilité de la décision est exigée — certification aéronautique, responsabilité qualité, audit réglementaire.

3. L'IA hybride : combiner le meilleur des deux mondes

Face aux limitations respectives de ces deux familles, une approche de plus en plus répandue dans les applications industrielles avancées consiste à les combiner au sein d'architectures hybrides. L'idée est de faire coopérer la rigueur formelle de l'IA symbolique avec la puissance d'apprentissage de l'IA connexionniste, en affectant à chacune les tâches pour lesquelles elle excelle.

Dans la pratique industrielle, un système hybride peut par exemple utiliser un modèle d'apprentissage automatique pour analyser le signal acoustique d'une machine et

Funded by the European Union

estimer l'état de dégradation d'un outil de coupe, puis confier à un moteur de règles symbolique la décision de déclencher ou non une alerte — en intégrant des contraintes que l'algorithme seul ne pourrait pas gérer, comme le fait que la machine est en cours de fabrication d'une pièce critique qu'il ne faut pas interrompre, ou qu'un arrêt planifié est programmé dans deux heures. L'IA connexionniste perçoit et interprète le signal ; l'IA symbolique raisonne et décide dans le contexte.

Cette hybridation est également au cœur des approches de physique guidée par les données (physics-informed AI), qui combinent des modèles physiques explicites du comportement des équipements avec des algorithmes d'apprentissage pour améliorer la précision des prédictions tout en garantissant que les résultats restent physiquement cohérents — un avantage décisif dans des industries où la sécurité et la fiabilité ne souffrent pas d'approximations.

4. L'IA agentique : vers des systèmes capables d'agir

La notion d'IA agentique désigne une évolution récente et déterminante : des systèmes d'intelligence artificielle capables non seulement d'analyser et de recommander, mais d'agir de manière autonome pour atteindre un objectif, en enchaînant plusieurs étapes de raisonnement, en faisant appel à des outils externes et en s'adaptant aux résultats intermédiaires qu'ils obtiennent.

Un agent IA ne se contente pas de répondre à une question isolée. Il peut, par exemple, détecter une anomalie sur une machine, consulter automatiquement l'historique de maintenance dans la GMAO, identifier la pièce de rechange disponible en stock, vérifier la disponibilité du technicien compétent, et générer un bon d'intervention pré-rempli — tout cela sans intervention humaine, et en escaladant uniquement les situations qui dépassent son périmètre de décision défini.

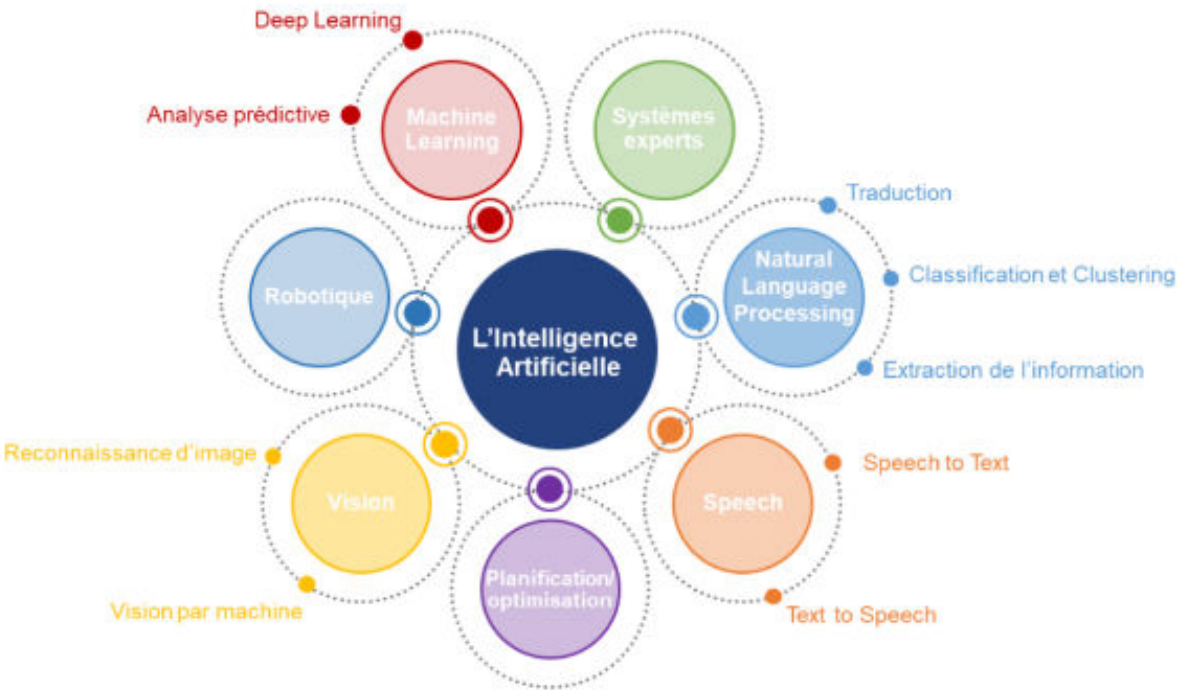
L'IA agentique représente un changement de paradigme important : on ne déploie plus seulement un outil d'aide à la décision que l'humain actionne, mais un système capable de prendre en charge des workflows complets, sous supervision humaine. Pour l'industrie manufacturière, les implications sont considérables : automatisation de processus complexes et non répétitifs, réponse autonome aux aléas de production, ou encore coordination en temps réel entre plusieurs systèmes (MES, ERP, GMAO) sans nécessiter d'intégration informatique classique. Cette autonomie accrue rend d'autant plus importantes les questions de gouvernance et de définition des périmètres de décision laissés à la machine — un sujet qui n'est plus théorique mais opérationnel pour les industriels qui déploient ces technologies aujourd'hui.

II. Cartographie des usages de l'IA et retours d'expériences tout au long de la chaîne de valeur

L'intelligence artificielle ne se cantonne pas à un maillon unique de la chaîne de valeur industrielle. Elle offre au contraire des opportunités de création de valeur à chaque étape du processus, depuis les phases amont de conception jusqu'aux activités aval de service client, en passant par le cœur de métier que constituent la production et la maintenance. Cette cartographie complète permet d'identifier les gisements de gains potentiels et de construire une feuille de route cohérente d'adoption progressive, en priorisant les usages

Funded by the European Union

générant le retour sur investissement le plus rapide tout en préparant les fondations pour des applications ultérieures plus ambitieuses.



Différents usages de l'IA

A. Conception et recherche & développement

L'intelligence artificielle intervient dès les toutes premières étapes du cycle de vie d'un produit, bien avant que la première pièce ne soit fabriquée. Cette intervention précoce présente l'avantage considérable de permettre des gains qui se démultiplient ensuite tout au long de la vie du produit, car une conception optimisée se traduit par des économies récurrentes de matière, d'énergie et de temps de fabrication pendant des années.

La **conception générative** (ou generative design) représente l'une des applications les plus prometteuses de l'intelligence algorithmique en phase de développement produit. Souvent confondue avec l'optimisation topologique, elle s'en distingue pourtant fondamentalement par son approche.

L'optimisation topologique, méthode plus ancienne et largement répandue, part d'un volume plein dans lequel l'algorithme "creuse" progressivement de la matière. À chaque itération, une simulation mécanique est relancée pour maximiser la rigidité tout en minimisant le volume. Le résultat est une géométrie allégée, mais souvent difficilement fabricable en l'état.

Le generative design procède différemment. L'ingénieur ne définit pas de volume initial, mais spécifie uniquement des surfaces fonctionnelles à conserver (zones d'application des forces, interfaces d'assemblage) et des surfaces obstacles à éviter (encombrements liés aux pièces environnantes). L'algorithme génère alors une "peau" reliant ces surfaces,

Funded by the European Union

qu'il fait évoluer au fil de centaines d'itérations pour répondre à un objectif, typiquement : maximiser la résistance mécanique tout en minimisant la masse.

L'un des atouts majeurs du generative design réside dans sa capacité à intégrer les contraintes de fabrication dès l'optimisation. Le concepteur peut spécifier que la pièce sera produite en usinage 3 axes (l'algorithme limitera alors les géométries aux formes accessibles par une fraise), en fonderie (prise en compte des contraintes de démoulage) ou en fabrication additive (gestion de l'orientation et des supports). Le matériau constitue également un paramètre d'entrée structurant.

Exemple et cas d'usage - Optimisation topologique et generative design

Une start-up industrielle française, spécialisée dans l'optimisation de conception mécanique et la fabrication additive métallique, illustre concrètement le potentiel de ces approches.

Cas d'usage — Motorisation d'un poste d'aiguillage ferroviaire : Dans le cadre d'un projet avec un grand opérateur ferroviaire national, cette société a travaillé sur la reconception d'un boîtier mécanique destiné à automatiser des leviers de commande d'aiguillage. La pièce existante, un assemblage de 9 composants usinés, devait intégrer un moteur et un système d'engrenages. En appliquant conjointement optimisation topologique et generative design, les ingénieurs ont obtenu un allègement d'environ 70% du volume initial. La pièce finale, après reconception et validation par simulation, a été prototypée en impression 3D et testée en conditions réelles.

Les limites à connaître

Ces technologies, aussi puissantes soient-elles, ne sont pas autonomes. Les retours de terrain convergent sur plusieurs points de vigilance :

- **La reconception reste indispensable**. Les géométries brutes issues des algorithmes ne sont généralement pas directement industrialisables. Une phase de nettoyage géométrique, d'adaptation aux tolérances et de validation par simulation est systématiquement nécessaire. Cette étape peut représenter 50% ou plus du temps total du projet.
- **Les problèmes de convergence existent**. Plus le modèle d'entrée est "flou" (peu de contraintes, cahier des charges imprécis), plus l'algorithme peine à converger vers une solution exploitable. À l'inverse, un modèle bien contraint produit des résultats plus pertinents.
- **L'intégration multi-physique reste complexe**. Si les contraintes mécaniques sont bien gérées, l'intégration de la thermique dès la phase d'optimisation demeure un défi. La plupart des logiciels procèdent en deux temps : optimisation mécanique d'abord, validation thermique ensuite, avec des itérations parfois coûteuses.

Outils logiciels disponibles

Plusieurs solutions permettent aujourd'hui de mettre en œuvre ces approches : **Autodesk Fusion 360** (generative design), **Abaqus Tosca** (optimisation topologique), **Cognitive Design System** (solution française 100% generative design), ou encore le

Funded by the European Union

module dédié de **3DEXPERIENCE** (Dassault Systèmes). Le choix dépend de l'écosystème CAO existant et des besoins spécifiques.

Bénéfices pour les PME

Pour une PME industrielle, ces méthodes permettent de :

- Réduire les cycles de développement de plusieurs semaines à plusieurs mois selon la complexité
- Explorer des architectures mécaniques inédites que la conception classique n'aurait pas envisagées
- Optimiser le ratio performance/masse, particulièrement stratégique pour les secteurs aéronautique, spatial et mobilité
- Sécuriser les choix de design en simulant virtuellement avant de s'engager dans des prototypes coûteux

Il ne s'agit pas d'intelligence artificielle au sens du deep learning — les algorithmes n'apprennent pas sur des bases de données — mais d'optimisation avancée par boucles itératives. Le gain n'en reste pas moins considérable sur l'exploration d'architectures et la réduction des cycles de conception.

La **simulation et les jumeaux numériques** trouvent également une application précieuse dès la phase de conception. Plutôt que de fabriquer de multiples prototypes physiques coûteux et chronophages pour tester différentes options, les ingénieurs peuvent créer des répliques numériques du produit et simuler virtuellement son comportement dans diverses conditions d'utilisation. Un nouveau design de pièce mécanique peut ainsi être soumis virtuellement à des cycles de fatigue, des variations de température ou des chocs, permettant d'identifier rapidement les faiblesses et d'affiner le design avant d'engager les coûts de prototypage physique. Cette validation virtuelle réduit drastiquement le nombre d'itérations nécessaires et accélère la mise sur le marché.

L'analyse documentaire assistée par traitement du langage naturel constitue une troisième application précieuse en recherche et développement. Les ingénieurs doivent constamment se tenir informés de l'état de l'art dans leur domaine, consulter des brevets pour vérifier la liberté d'exploitation de leurs idées, et exploiter les retours d'expérience accumulés sur des projets antérieurs. Des systèmes d'IA peuvent analyser automatiquement des corpus de milliers de brevets, d'articles scientifiques ou de rapports techniques pour extraire les informations pertinentes, identifier les tendances émergentes ou détecter des solutions potentiellement transposables depuis d'autres secteurs. Cette veille technologique augmentée libère du temps ingénieur tout en élargissant considérablement le champ des connaissances accessibles.

Pour une PME, ces applications en conception permettent de réduire significativement les temps de développement produit, souvent de plusieurs mois, ce qui se traduit directement par un avantage concurrentiel sur des marchés où la réactivité commerciale est déterminante. Elles diminuent également les coûts de prototypage en limitant le nombre d'itérations physiques nécessaires. Enfin, elles peuvent conduire à des innovations produit différenciantes, comme des pièces substantiellement plus légères

Funded by the European Union

ou plus performantes que celles de la concurrence, ouvrant de nouvelles opportunités commerciales.

B. Industrialisation et préparation de la production

Une fois le produit conçu, la phase d'industrialisation consiste à définir comment le fabriquer efficacement et de manière reproductible à l'échelle industrielle. Cette étape critique conditionne largement la performance future de la production, et l'intelligence artificielle peut y apporter une contribution déterminante.

L'optimisation des procédés par intelligence artificielle permet d'identifier les meilleurs paramètres de production pour chaque opération. Dans un procédé d'injection plastique par exemple, des dizaines de paramètres influencent la qualité finale de la pièce : température du moule, pression d'injection, vitesse de remplissage, durée de maintien, vitesse de refroidissement. Traditionnellement, la définition des réglages optimaux repose sur l'expérience du régleur et nécessite de nombreux essais par tâtonnement. Des algorithmes d'apprentissage automatique peuvent explorer beaucoup plus systématiquement l'espace des paramètres possibles, en s'appuyant sur des données historiques et sur des plans d'expériences, pour identifier les configurations optimisant simultanément plusieurs critères comme la minimisation des rebuts, la maximisation de la cadence et la réduction de la consommation énergétique. Cette optimisation algorithmique accélère considérablement la mise au point des nouveaux procédés tout en aboutissant à des réglages plus performants.

La simulation de scénarios de production grâce aux jumeaux numériques permet de tester virtuellement différentes organisations et configurations avant de les déployer physiquement. Une entreprise envisageant d'introduire un nouveau produit peut simuler son impact sur les flux de production existants, identifier les goulets d'étranglement potentiels et dimensionner correctement les capacités nécessaires. Elle peut également comparer différentes stratégies d'industrialisation – fabrication sur une ligne dédiée versus intégration dans une ligne existante, internalisation versus sous-traitance – en évaluant quantitativement leurs implications en termes de coûts, délais et risques.

Simulation de flux et jumeaux numériques : anticiper pour optimiser

Une société d'ingénierie d'une quarantaine de collaborateurs, illustre comment la simulation numérique permet aux industriels de prendre des décisions d'investissement éclairées dans un contexte de complexité croissante. L'entreprise a développé une expertise reconnue en simulation de flux de production, travaillant avec des acteurs industriels majeurs.

La technologie repose sur la **simulation à événements discrets**, capable de modéliser l'ensemble d'une chaîne de production : équipements, logistique, opérateurs avec leurs compétences spécifiques, et surtout tous les aléas réels (pannes, variations de plans de production, différences d'expertise entre opérateurs débutants et experts). Cette approche permet de se projeter à différentes échelles temporelles selon les besoins – d'une semaine pour optimiser des règles de pilotage jusqu'à plusieurs années pour dimensionner des investissements stratégiques.

Funded by the European Union

En partenariat avec un éditeur de logiciels industriels de premier plan, cette société a développé une surcouche simplifiant un outil de simulation de référence pour le rendre accessible aux non-experts. Cette interface permet de comparer facilement différents scénarios, d'ajuster les paramètres (périodes de travail, maintenance, nombre d'opérateurs, compétences), et propose même un mode "expérience" où l'outil détermine automatiquement les configurations optimales selon les contraintes fixées. Une **IA d'analyse** est en cours d'intégration pour aider à interpréter les résultats et identifier les différences significatives entre scénarios.

Les cas **d'application sont multiples** : conception de nouveaux sites avec dimensionnement optimal des ressources, évaluation du ROI d'investissements (à partir de quel volume de production un AGV devient-il plus rentable qu'un opérateur pour le transport de pièces ?), planification de la maintenance pour minimiser l'impact sur la production, ou simulation énergétique intégrant les sources d'énergie renouvelable et la récupération de chaleur.

Dimensionner une nouvelle usine en 7 jours

Un **sous-traitant aéronautique** devait répondre en 7 jours à un appel d'offres nécessitant la création d'une nouvelle usine pour absorber quatre ans de production. La question critique : combien de machines acheter ?

L'équipe de simulation a modélisé l'évolution de la charge sur quatre ans en fixant un seuil d'utilisation de 70-80% pour conserver de la flexibilité. Dès dépassement du seuil, une machine était automatiquement ajoutée dans la simulation. Résultat : une ou deux machines économisées, soit plusieurs centaines de milliers d'euros d'investissement évité. Le sous-traitant a présenté la simulation directement au donneur d'ordre lors du rendu de l'offre, prouvant sa capacité à tenir les engagements – un argument décisif pour remporter le contrat.

Maîtriser la complexité d'une usine de maintenance aéronautique

Une **entreprise de maintenance aéronautique** devait concevoir une nouvelle usine avec une contrainte contractuelle stricte envers ses clients : TAT (Turn Around Time) de 35 jours maximum pour la réparation et le retour des équipements. Le défi : une double incertitude sur l'arrivée des équipements en atelier et sur la gamme de réparation, définie uniquement après démontage complet et inspection détaillée.

L'usine combinait deux flux contradictoires – une Pulse Line pour grandes quantités et une FlexLine pour petites séries – convergeant vers des moyens partagés (usinage, contrôle, traitement de surface). L'ensemble du système a été modélisé en intégrant les flux physiques et les compétences des opérateurs (expert polyvalent versus débutant spécialisé). La simulation a permis de définir les règles de pilotage optimales et le niveau de polyvalence nécessaire.

Résultat : TAT respecté à 95%, alors que les configurations initiales conduisaient à des dépassements réguliers de 90 jours avec pénalités contractuelles substantielles. Des dizaines de scénarios ont été testés virtuellement avant tout investissement matériel.

Funded by the European Union

La planification intelligente des séquences de production minimise les temps de changement de série et les pertes associées. Les algorithmes d'optimisation calculent automatiquement l'ordre de fabrication des différentes références qui réduit au maximum les opérations de changement d'outils, de réglages ou de nettoyage, tout en respectant les contraintes de dates de livraison et de disponibilité des matières premières. Sur une ligne multi-produits, ces optimisations peuvent générer des gains de plusieurs points de productivité simplement en organisant différemment la séquence de fabrication, sans aucun investissement matériel.

La programmation par contraintes pour l'ordonnancement industriel

La programmation par contraintes pour l'ordonnancement industriel représente une approche particulièrement adaptée aux problèmes de planification complexes rencontrés dans l'industrie manufacturière. Cette branche de l'IA, historiquement l'une des premières à donner des résultats concrets, permet de résoudre des problèmes d'ordonnancement réputés insolubles par les méthodes traditionnelles.

Une société française spécialisée dans les algorithmes d'optimisation pour l'aide à la décision, illustre parfaitement le potentiel de cette technologie. Leur approche repose sur un outil open source de **programmation par contraintes** enrichi de surcouches métier développées sur mesure.

Principe de fonctionnement

Contrairement aux réseaux de neurones qui apprennent à partir de données, la programmation par contrainte adopte une approche **déclarative** : on modélise explicitement les caractéristiques que doit respecter une solution valide. Par exemple : "une ressource ne travaille pas sur deux tâches simultanément", "les opérateurs doivent posséder les compétences requises", "les tâches liées par une précédence respectent leur ordre".

Le solver fonctionne selon deux mécanismes fondamentaux. Le **filtrage** élimine progressivement les valeurs impossibles au niveau de chaque contrainte, réduisant l'espace des possibilités. L'**exploration** formule des hypothèses pour tester différentes branches de solution. Des mécanismes d'apprentissage permettent au solver d'identifier en cours de recherche les variables problématiques et de les traiter en priorité.

Cette approche garantit que toutes les **contraintes fortes sont strictement respectées**, offrant une fiabilité que les industriels apprécient particulièrement face aux "boîtes noires" de l'IA « moderne ».

Retour d'expérience : planification d'essais matériaux dans l'aéronautique

Un industriel spécialisé dans les essais de caractérisation matériaux illustre concrètement les apports de cette technologie. L'entreprise devait planifier environ **400 opérations** mobilisant 15 techniciens et 27 machines, pour réaliser des gammes de tests complexes (résistance à la traction, compression, fatigue thermique...) s'étalant de 1 heure à 60 jours par opération.

Avec leur système Excel manuel, l'entreprise rencontrait trois difficultés majeures : une mise à jour peu assidue du fichier de planification, une tendance à annoncer des délais

Funded by the European Union

irréalistes faute de visibilité, et une détection trop tardive des dérives par rapport aux dates d'échéance contractuelles.

Résultats obtenus :

Le solver génère une **première solution en moins d'une seconde**, puis une **solution optimisée en 2 à 3 minutes**. L'algorithme intègre de multiples contraintes : capacités et disponibilités des ressources, compétences spécifiques requises, dates d'échéance, ordre strict des opérations dans les gammes, possibilité de pauses entre certaines étapes, et préférences métier (par exemple, qu'un même technicien réalise l'initialisation et la rédaction du compte-rendu d'un essai).

L'approche **multicritère** permet d'optimiser simultanément plusieurs objectifs : minimiser les retards, réduire le recours à la sous-traitance, et si sous-traitance nécessaire, confier en priorité les tâches non stratégiques.

Le **gain principal** réside dans la visibilité anticipée. Désormais, dès la planification initiale, l'outil indique clairement quels contrats risquent d'être en retard et de combien, permettant une communication proactive avec les clients. Mais le bénéfice le plus transformationnel concerne la **capacité de simulation** : avec un temps de calcul de 2 minutes, l'entreprise peut tester différentes hypothèses avant de prendre une décision. Évaluer si un nouveau contrat peut s'intégrer au plan de charge ? Déterminer le moment optimal pour positionner une maintenance machine ? Comparer plusieurs scénarios d'allocation de ressources ? Tout cela devient possible.

Autres applications industrielles

Des solutions similaires ont été déployées dans plusieurs contextes :

- **Secteur ferroviaire – Arrivée des trains en gare :** affectation optimale des trains aux voies à quai en minimisant les "cisaillements" (croisements d'itinéraires générant des retards).
- **Défense — Maintenance d'avions de combat :** planification de la maintenance d'une flotte d'appareils militaires pour optimiser le temps en opérations

Ce qui distingue cette approche

La programmation par contrainte offre un équilibre intéressant entre puissance d'optimisation et **transparence**. La modélisation reste compréhensible et auditable : on sait exactement quelles règles métier sont intégrées. L'expertise métier guide explicitement l'algorithme plutôt que d'être inférée par apprentissage automatique.

Pour une PME, ces **applications en phase d'industrialisation améliorent significativement la flexibilité industrielle**, permettant de répondre plus rapidement et plus efficacement à la diversité des demandes clients. Elles réduisent également les temps de mise en route de nouveaux produits, accélérant ainsi le time-to-market et permettant de saisir plus rapidement les opportunités commerciales. Enfin, elles optimisent l'utilisation des capacités existantes, retardant ou évitant des investissements lourds en nouveaux équipements.

Funded by the European Union

C. Production et opérations

Le cœur de l'usine représente naturellement le terrain d'application le plus visible et souvent le plus rentable de l'intelligence artificielle. C'est là que se concentrent les volumes de données les plus importants, que les impacts sur la performance sont les plus directs et que les gains se matérialisent au quotidien.

L'inspection automatisée par vision artificielle transforme radicalement le contrôle qualité en cours de production. Des caméras positionnées à des points stratégiques de la ligne capturent des images de chaque pièce défilant à pleine cadence, et des algorithmes de deep learning analysent instantanément ces images pour détecter tout écart par rapport aux standards de qualité. Cette inspection automatisée présente plusieurs avantages décisifs par rapport au contrôle manuel ou par échantillonnage. Elle est exhaustive, chaque pièce étant effectivement contrôlée plutôt qu'une fraction statistique. Elle est rapide, capable de suivre les cadences les plus élevées sans ralentir la production. Elle est objective et reproductible, appliquant exactement les mêmes critères à chaque pièce indépendamment de l'heure, de la fatigue ou de la subjectivité humaine. Elle génère automatiquement des données statistiques précieuses pour le pilotage de la qualité et l'amélioration continue.

La robotique intelligente et collaborative apporte flexibilité et adaptabilité dans les opérations de production. Des robots équipés de capteurs de vision et de force peuvent manipuler des pièces présentant une certaine variabilité dimensionnelle, s'adapter à de petites variations de positionnement et collaborer en sécurité avec les opérateurs humains. Cette intelligence embarquée permet d'automatiser des tâches qui étaient auparavant trop complexes ou trop variables pour la robotique traditionnelle, tout en évitant l'enfermement dans des cellules robotisées isolées et rigides. Les cobots travaillent côte à côte avec les opérateurs, prenant en charge les manipulations répétitives, lourdes ou dangereuses, pendant que les humains se concentrent sur les opérations complexes nécessitant jugement et dextérité.

L'optimisation en temps réel des paramètres process constitue une application particulièrement sophistiquée mais extrêmement rentable. Des algorithmes analysent en continu les données des capteurs process et ajustent automatiquement les réglages pour maintenir les performances optimales malgré les perturbations inévitables comme les variations de qualité de matière première, les dérives thermiques ou les changements de conditions ambiantes. Sur un procédé de traitement thermique par exemple, le système peut ajuster finement les températures et les durées de chaque phase en fonction des caractéristiques exactes du lot traité et de l'historique du four, garantissant ainsi une qualité constante tout en minimisant la consommation énergétique.

L'assistance intelligente aux opérateurs de terrain représente une rupture majeure dans l'approche de l'Industrie 5.0, qui remet l'humain au centre des préoccupations. Les travailleurs de première ligne restent souvent déconnectés des systèmes d'information centralisés (ERP, GMAO) conçus pour les fonctions support. Face aux imprévus quotidiens que ne couvrent pas ces outils planifiés, ils perdent un temps considérable à chercher l'information, contacter les bonnes personnes, ou résoudre seuls des problèmes déjà rencontrés par d'autres. Les assistants conversationnels industriels basés sur l'IA vocale apportent une réponse pragmatique : accès instantané à la

Funded by the European Union

documentation technique et aux procédures, capitalisation et consignation automatique du savoir-faire opérationnel à chaque résolution d'incident, communication fluide entre opérateurs-experts-managers. L'IA structure et récupère les bonnes pratiques au fil de l'eau, transformant l'expérience tacite en connaissance explicite accessible à tous, palliant ainsi les départs en retraite et le turnover. Ces solutions combinent gains de productivité mesurables (réduction des temps d'attente lors d'un incident) et amélioration des conditions de travail sur les postes des opérateurs.

Exemple et cas d'usage — Assistant IA opérationnel et pilotage de l'engagement

Une start-up française a développé une plateforme qui combine assistance opérationnelle et pilotage de l'engagement des équipes. Son architecture repose sur des briques d'IA spécialisées orchestrées par des agents, utilisant des modèles de langage de dernière génération. L'assistant vocal intelligent permet aux opérateurs d'interagir pour résoudre les incidents, accéder à la documentation, et signaler les problèmes en temps réel, tout en capitalisant automatiquement les expériences pour enrichir la base de connaissances.

Exemple d'une gestion de panne avec escalade automatique

Un opérateur en logistique détecte un arrêt du bras robotisé sur sa ligne. Via l'interface vocale mobile, il déclare l'incident. L'IA analyse immédiatement la base d'expériences passées et propose des solutions de premier niveau. L'opérateur tente ces actions mais le problème persiste.

Le système ouvre automatiquement un fil de conversation avec l'expert maintenance et le manager de ligne – une communication de type Slack dédiée aux travailleurs terrain. Le manager affecte l'expert disponible qui intervient, trouve la solution, et documente la résolution directement dans le ticket. Cette nouvelle expérience enrichit automatiquement la base de connaissances pour les incidents futurs, éliminant les appels téléphoniques multiples et capitalisant systématiquement le savoir-faire.

Exemple de prévention proactive au démarrage de production

Un opérateur en industrie manufacturière démarre une nouvelle production. L'IA fournit immédiatement les préconisations de sécurité adaptées (EPI obligatoires, gants pour changement d'outillage) et les points de vigilance spécifiques. L'opérateur identifie une rayure sur l'outillage et la signale vocalement. Le système remonte instantanément cette information au manager avec une évaluation de risque sur le démoulage des futures pièces, permettant une déclaration de risque et une demande de chantier correctif avant que des pièces défectueuses ne soient produites.

Le système donne également accès à des informations habituellement disponibles uniquement dans l'ERP : localisation des outils dans les racks de stockage, paramètres de production, historiques. Les opérateurs non formés à l'ERP posent simplement leurs questions vocalement et l'IA recherche l'information dans les bases structurées, éliminant les temps morts liés à la recherche d'outillage ou d'information.

Funded by the European Union

Exemple du pilotage de l'engagement par analyse comportementale

Une responsable RH en site industriel observe sur son tableau de bord une baisse d'engagement couplée à une perte de productivité sur une équipe. Elle lance un sondage ciblé anonyme directement sur les postes de travail. Les opérateurs répondent via leur interface mobile, sans rituel collectif perturbant la production. L'IA analyse automatiquement les réponses et suggère des actions : renforcer la formation sur les nouveaux équipements, prévoir une commission spécifique à chaque changement de quart pour faciliter la transmission d'informations. Un nouveau sondage 6 mois plus tard mesure l'évolution et l'impact des décisions prises, permettant de détecter précocement les tensions sociales avant qu'elles n'impactent l'absentéisme ou le turnover.

Pour une PME, ces applications au cœur de la production génèrent des gains directs et rapidement mesurables. L'amélioration de la productivité se traduit par une capacité accrue sans investissement lourd en nouveaux équipements. La réduction des rebuts impacte immédiatement la rentabilité et la satisfaction client. L'optimisation énergétique diminue une charge fixe qui pèse de plus en plus lourdement sur la structure de coûts. Ces gains cumulés produisent typiquement des retours sur investissement rapides, souvent en moins de deux ans, justifiant pleinement les efforts d'implémentation.

D. Maintenance

La maintenance des équipements industriels représente un enjeu stratégique majeur pour toute entreprise manufacturière. Les pannes imprévues génèrent non seulement des coûts directs considérables liés aux réparations urgentes et aux pièces de rechange, mais également des coûts indirects souvent bien plus importants liés à la production perdue, aux retards de livraison et à la dégradation de la relation client. L'intelligence artificielle révolutionne l'approche de la maintenance en permettant de passer d'une logique réactive ou préventive systématique à une véritable maintenance prédictive et conditionnelle.

La maintenance prédictive basée sur l'analyse continue des signaux capteurs constitue l'application phare de l'IA dans ce domaine. Des capteurs mesurant vibrations, températures, pressions, courants électriques ou débits collectent en permanence des données sur l'état de santé des équipements critiques. Des algorithmes de machine learning, entraînés sur des historiques combinant données de fonctionnement normal et données précédant des défaillances avérées, apprennent à reconnaître les signatures caractéristiques des dégradations naissantes. Le système peut ainsi détecter plusieurs jours ou semaines à l'avance qu'un roulement commence à s'user, qu'une courroie perd de sa tension, qu'un joint présente un début de fuite ou qu'un moteur électrique souffre d'un déséquilibre. Cette anticipation permet de planifier les interventions au moment le plus opportun, pendant une période de moindre charge ou lors d'un arrêt planifié pour d'autres raisons, évitant ainsi les interruptions brutales et coûteuses de la production.

IA frugale et maintenance prédictive acoustique : l'autonomie au service de l'industrie

Funded by the European Union

Une start-up française illustre comment une approche radicalement différente de l'intelligence artificielle peut résoudre certains problèmes l'industrie. Fondée par une équipe issue de l'industrie (télécoms, IoT, semi-conducteurs), l'entreprise a développé un **algorithme d'apprentissage fondé sur les lois de continuité physique des signaux**.

La technologie repose sur un principe innovant : **l'information industrielle provenant de capteurs n'est pas "n'importe quoi", mais suit nécessairement des lois physiques de continuité**. Chaque neurone du réseau possède une connaissance intrinsèque de ces lois, permettant d'interpoler entre deux points et de corriger la trajectoire en fonction de l'environnement. Cette approche analytique directe contraste avec les réseaux classiques qui optimisent des poids par itérations successives.

Les avantages sont spectaculaires : quelques dizaines d'échantillons suffisent pour construire un réseau opérationnel, et la création d'un modèle prend une à deux secondes au lieu de jours ou semaines. Le système fonctionne sur un simple PC industriel sans GPU ni TPU, consommant l'énergie équivalente d'un automate, et tout le traitement reste en local (edge computing) sans transfert massif de données vers le cloud.

La solution intégrée dans un boîtier industriel dédié, combine contrôle qualité acoustique et maintenance prédictive en une seule installation. Elle écoute en continu les machines de production via jusqu'à 4 microphones, détecte les anomalies sur les pièces fabriquées par analyse sonore, prédit l'usure des outils de coupe, et anticipe les défaillances machines – le tout simultanément. Le système communique avec l'automate de la machine qui prend les décisions d'arrêt selon les règles du client.

Système auto-adaptatif et analyse multidimensionnelle

Le système analyse en continu 660 dimensions pour détecter les dérives (model drift et data drift). Lorsqu'un changement d'environnement est détecté – modification de cadence, changement de matière usinée, déplacement de machine – le système adapte automatiquement ses signatures en sélectionnant les 10 à 15 dimensions les plus pertinentes parmi les 660 pour représenter le nouvel état. Cette capacité d'auto-adaptation élimine le problème majeur des solutions IA classiques : la nécessité de recalibrer manuellement à chaque évolution du contexte industriel.

La technologie s'applique à tout signal physique : acoustique (son audible), vibratoire, ultrasonore, thermique (imagerie infrarouge), radiofréquence, ou électrique. Des tests concluants ont également été réalisés sur l'analyse d'images thermiques et la reconnaissance gestuelle par UWB (Ultra Wide Band). La condition : que l'information ait une nature physique respectant des lois de continuité.

Déploiement rapide sur machine d'assemblage automobile

Un constructeur automobile majeur a testé la solution sur une machine d'assemblage avec un objectif de contrôle qualité acoustique. Le **système a été déployé et validé en deux mois**, démontrant sa capacité à apprendre en continu sur le terrain et à s'adapter automatiquement aux évolutions de l'environnement de production.

Funded by the European Union

La clé du succès résidait dans **l'autonomie du système** : aucune équipe de data scientists n'est nécessaire, les modèles se créent localement et instantanément. Le système dispose de plusieurs "agents" qui s'auto-challengent. Un agent en production fait de l'inférence avec le modèle stable, tandis qu'un second agent apprend en continu des nouvelles données et crée régulièrement des modèles candidats. Lorsqu'un candidat surpasse le modèle en production sur les KPI définis, le système notifie l'ingénieur qualité qui peut basculer d'un simple clic – sans arrêt de production, sans transfert de données.

ROI en quatre mois sur des fraiseuses robotisées

Un équipementier automobile a déployé la solution sur deux fraiseuses robotisées côte à côte. L'objectif combinait contrôle qualité (détection de défauts d'usinage par analyse acoustique) et maintenance prédictive (anticipation de l'usure des plaquettes et des défaillances machine). L'installation a pris une **demi-journée par machine, suivie de trois jours de calibrage acoustique et d'une à deux semaines de rodage**.

Les résultats : ROI atteint en quatre mois, réduction des fausses alarmes à 1-3%, détection de 100% des anomalies réelles, et multiplication par 2 à 3 de la durée de vie des outils de coupe grâce à l'anticipation précise de leur usure. Le système a permis d'éviter les arrêts non planifiés en détectant les signes avant-coureurs de défaillance plusieurs jours à l'avance.

Un résultat notable : bien que les deux fraiseuses soient identiques, le système a créé 5 à 6 modèles complètement différents pour chacune. La raison : les machines installées à des dates différentes (2020 et 2022) ont des signatures acoustiques distinctes dues au rodage et à l'usure différentielle. Cette découverte valide l'approche de personnalisation par machine plutôt que d'uniformisation.

Le diagnostic intelligent assisté par IA accélère considérablement l'identification de la cause racine des problèmes. Lorsqu'un équipement présente un dysfonctionnement, les techniciens de maintenance doivent souvent procéder par élimination successive d'hypothèses, ce qui peut prendre des heures voire des jours sur des systèmes complexes. Des systèmes experts enrichis par l'apprentissage automatique peuvent analyser instantanément l'ensemble des symptômes observés – alarmes déclenchées, paramètres anormaux, historique récent de l'équipement – et proposer un classement des causes probables en s'appuyant sur des milliers de cas similaires traités par le passé. Cette assistance au diagnostic réduit drastiquement le temps d'immobilisation en guidant rapidement les techniciens vers la source réelle du problème.

La planification optimisée des interventions et de la gestion des pièces de rechange représente une troisième application précieuse. L'intelligence artificielle peut analyser l'ensemble des alertes prédictives, les contraintes du planning de production, la disponibilité des techniciens et des pièces de rechange, et proposer un ordonnancement optimal des interventions de maintenance qui minimise l'impact sur la production tout en garantissant la fiabilité des équipements. Le système peut également optimiser le niveau des stocks de pièces de rechange en anticipant les besoins futurs basés sur les

Funded by the European Union

prédictions de défaillance, évitant ainsi l'immobilisation excessive de capital dans des stocks pléthoriques tout en réduisant les risques de rupture sur les pièces critiques.

Pour une PME, ces applications en maintenance génèrent plusieurs types de bénéfices mesurables et significatifs. **La réduction des arrêts non planifiés, se traduit directement par une augmentation de la disponibilité des équipements et de la capacité effective de production**. La diminution des coûts globaux de maintenance résulte à la fois de la réduction des interventions d'urgence coûteuses et de l'optimisation du renouvellement des pièces, ni trop tôt ni trop tard. L'amélioration du Taux de Rendement Synthétique et de la fiabilité globale de l'outil de production renforce la capacité de l'entreprise à tenir ses engagements de délai, facteur déterminant de satisfaction et de fidélisation client.

E. Qualité et contrôle

L'assurance qualité constitue un domaine où l'intelligence artificielle peut démontrer très rapidement sa valeur, car les gains sont immédiatement visibles et quantifiables en termes de réduction des rebuts, des retouches et des réclamations clients. L'IA apporte à la fois plus de rigueur, plus de systématisme et plus de réactivité dans la détection et la prévention des problèmes qualité.

L'inspection visuelle automatique par vision artificielle représente probablement l'application la plus mature et la plus déployée de l'IA en contrôle qualité. Des systèmes de caméras associés à des algorithmes de deep learning peuvent détecter des défauts d'aspect superficiels – rayures, bosses, taches, variations de couleur – avec une sensibilité supérieure à celle de l'inspection humaine, tout en maintenant une performance constante pendant des heures sans fatigue ni baisse d'attention. Ces systèmes excellent également dans la détection de défauts structurels plus subtils, comme des microfissures, des porosités ou des variations de texture, que même un contrôleur expérimenté pourrait manquer. L'automatisation de ces contrôles permet une inspection exhaustive à cent pour cent plutôt qu'un échantillonnage statistique, éliminant ainsi le risque de laisser passer des pièces défectueuses non détectées.

L'analyse statistique augmentée des données de production permet une détection précoce des dérives de procédé avant qu'elles ne génèrent des non-conformités massives. Les algorithmes analysent en continu les paramètres process et les résultats des contrôles pour identifier les tendances et les corrélations subtiles qui échapperaient à une surveillance humaine. Le système peut ainsi alerter qu'une machine commence à dériver légèrement de ses réglages optimaux, qu'un lot de matière première présente des caractéristiques inhabituelles, ou qu'une combinaison particulière de conditions conduit systématiquement à un taux de défauts plus élevé. Cette vigilance algorithmique permet des actions correctives précoces, évitant la production de lots entiers défectueux.

La traçabilité intelligente et l'analyse croisée des données de fabrication facilitent considérablement les investigations lors de détection de non-conformités. Lorsqu'un problème qualité est découvert, parfois tardivement après livraison chez le client, il est crucial d'identifier rapidement quels autres produits peuvent être affectés et quelle est la cause racine du problème. Des systèmes d'IA peuvent analyser automatiquement l'ensemble des données de production associées aux pièces défectueuses – machine utilisée, lot de matière première, opérateur, date et heure de fabrication, conditions

Funded by the European Union

environnementales – pour identifier les points communs et isoler le facteur causal. Cette capacité d'investigation accélérée réduit considérablement les délais de réponse et limite l'ampleur des rappels ou des contrôles complémentaires nécessaires.

III. Les pré-requis pour implémenter une solution IA

Déployer l'intelligence artificielle dans une PME ou ETI manufacturière n'exige pas nécessairement des investissements massifs ou une transformation radicale de l'organisation. Les retours d'expérience des entreprises ayant réussi convergent vers un constat rassurant : l'IA devient accessible dès lors que certains pré-requis essentiels sont réunis. Ces pré-requis se déclinent en trois catégories complémentaires : techniques, organisationnels et humains.

A. Les pré-requis techniques

1. Des données de qualité suffisante

Le premier pré-requis, et probablement le plus structurant, concerne la qualité des données. Beaucoup d'entreprises industrielles ont le sentiment de "disposer de données" parce que leurs machines tournent depuis des années et que des historiques existent quelque part dans leurs systèmes. La réalité est souvent plus complexe. Ces données sont fréquemment dispersées entre plusieurs systèmes incompatibles (ERP, MES, SCADA, feuilles Excel), contiennent du bruit ou des erreurs de mesure non détectées, manquent de contexte ou de métadonnées explicatives (quelle machine ? quel produit ? quelles conditions ?), et présentent des périodes manquantes qui compliquent l'analyse temporelle.

Concrètement, pour démarrer un projet IA, l'entreprise doit disposer d'un volume de données suffisant sur le processus ciblé — notion qui varie considérablement selon le type de solution et le contexte industriel, et que le partenaire technologique sera le mieux placé pour qualifier. L'essentiel est que ces données soient fiables, issues de capteurs calibrés, et qu'une traçabilité minimale permette d'associer les données process aux données produit et qualité. La capacité technique à extraire et agréger ces informations depuis les systèmes existants est également indispensable. Deux phases structurantes conditionnent ensuite directement la qualité des résultats finaux : la structuration, le nettoyage et l'enrichissement des données d'une part — travail parfois perçu comme ingrat mais incontournable — et la construction de l'algorithme d'autre part, qui suppose un dialogue étroit entre le data scientist et l'expert process interne. Ces deux phases représentent ensemble la majorité du temps d'un projet IA.

2. Une infrastructure informatique de base opérationnelle

L'IA industrielle s'appuie sur une infrastructure informatique fonctionnelle, mais celle-ci n'a pas besoin d'être ultra-moderne pour démarrer. Les facteurs de succès récurrents incluent une digitalisation préalable : 76% des PME/ETI ayant réussi leur adoption de l'IA avaient déjà engagé des actions de numérisation. Concrètement, l'entreprise devrait disposer de systèmes informatiques opérationnels pour la gestion (ERP) et le suivi de production (MES ou équivalent), de processus industriels documentés et standardisés permettant de comprendre ce que l'on cherche à optimiser, d'une collecte de données

Funded by the European Union

existante même basique via des compteurs ou capteurs process élémentaires, et d'une connectivité réseau sur le site de production (Wi-Fi industriel ou câblage Ethernet).

L'infrastructure de calcul nécessaire dépend du type d'application visé. Pour les applications temps réel comme la vision industrielle ou le contrôle process, l'Edge computing permet de traiter les données localement avec une latence minimale et sans dépendance au réseau. Pour les analyses avancées et l'agrégation multi-sites, le Cloud computing offre une puissance de calcul illimitée et une évolutivité sans infrastructure lourde à maintenir. Dans la pratique, une architecture hybride combinant les deux, est la plus courante et la plus efficace.

Avec les solutions cloud et SaaS aujourd'hui disponibles, l'infrastructure côté entreprise peut rester minimale : un simple ordinateur connecté à internet suffit pour accéder à des plateformes en lignes. Les investissements lourds en serveurs et en datacenter ne sont plus systématiquement nécessaires.

3. Une connectivité minimale des équipements

Pour que l'IA puisse exploiter les données de production, les équipements doivent pouvoir communiquer leurs informations. Cela nécessite des capteurs IoT sur les machines critiques mesurant vibrations, température, pression, débit ou consommation, des protocoles de communication standardisés comme OPC-UA (standard industriel), Modbus, Profinet ou Ethernet IP, et une compatibilité avec les équipements existants, y compris les machines anciennes, via des solutions de retrofitting.

Le point important est de commencer avec les données déjà disponibles dans les automates et systèmes existants avant d'investir dans de nouveaux capteurs. De nombreuses machines modernes collectent déjà de nombreuses informations qui ne sont simplement pas exploitées. L'approche pragmatique consiste à identifier d'abord ce qui est déjà disponible, puis à compléter progressivement si nécessaire pour des analyses plus poussées.

B. Les pré-requis organisationnels

1. Un sponsor et un portage par la direction

L'organisation compte autant que la technique dans la réussite d'un projet IA. Le premier pré-requis organisationnel est l'existence d'un sponsor convaincu, idéalement au niveau de la direction générale ou d'un directeur opérationnel ayant du poids dans l'organisation. Ce sponsor doit porter la vision stratégique du projet, allouer les ressources nécessaires (temps, budget, équipe), arbitrer en cas de désaccord entre services, et communiquer régulièrement sur l'importance du projet. Sans ce portage au niveau décisionnel, les projets IA s'enlisent souvent dans des arbitrages budgétaires ou des conflits de priorités entre services.

2. Une gouvernance associant métiers et IT

L'IA industrielle se situe à l'intersection de plusieurs mondes qui doivent impérativement dialoguer. Une gouvernance collective doit être instaurée dès la phase de cadrage, associant la Direction pour le portage stratégique et l'allocation des ressources, les Métiers qui connaissent les problèmes concrets à résoudre et seront les utilisateurs finaux des outils, l'IT qui assure la compatibilité avec les systèmes existants et garantit la

Funded by the European Union

sécurité, et la Qualité qui vérifie que l'IA respecte les exigences normatives et mesure les gains réels.

3. Des compétences internes ou un partenaire de confiance

L'intelligence artificielle appliquée à l'industrie nécessite une hybridation entre savoir-faire industriels traditionnels et expertise en science des données. Pour les PME et ETI qui disposent rarement de ces compétences hybrides en interne, deux options se présentent.

- La première consiste à former progressivement des collaborateurs en interne, en commençant par une acculturation générale à l'IA pour l'ensemble de l'équipe dirigeante, puis une montée en compétence approfondie pour quelques personnes clés qui deviendront les "champions IA" de l'entreprise. Cette approche prend du temps mais construit une autonomie précieuse à moyen terme.
- La seconde option, complémentaire ou alternative, consiste à s'appuyer sur un partenaire de confiance capable de faire le pont entre technologie et industrie.

C. Les pré-requis humains et culturels

1. L'adhésion et l'implication des équipes opérationnelles

Au-delà des aspects techniques et organisationnels, la dimension humaine constitue un pré-requis absolument déterminant. L'humain reste central dans tous les projets IA industriels réussis. Cette dimension n'est pas accessoire, elle conditionne l'adoption effective des outils développés.

L'adhésion des équipes se construit dès les premières phases du projet. Il est essentiel d'associer les opérateurs, techniciens et ingénieurs dès la phase de cadrage pour recueillir leurs besoins réels plutôt que ceux imaginés en salle de réunion, de les faire participer aux tests et aux expérimentations pour recueillir leurs retours et ajuster la solution, et d'instaurer un dialogue ouvert sur les usages en expliquant clairement à quoi servira l'IA concrètement et comment le travail va évoluer. Cette transparence permet de répondre directement aux craintes légitimes sur la perte d'emploi ou la surveillance permanente.

2. Une capacité d'apprentissage et d'adaptation

Les équipes doivent être préparées à acquérir de nouvelles compétences. Cela ne signifie pas transformer les opérateurs en data scientists, mais leur permettre de comprendre les principes de base de l'IA pour démystifier la technologie, de savoir interpréter les résultats et recommandations des algorithmes avec un esprit critique, d'apprendre à utiliser les nouveaux outils au quotidien de manière fluide, et de développer une compétence d'interaction avec l'IA en sachant quand lui faire confiance et quand solliciter une expertise humaine complémentaire.

3. Une culture de l'amélioration continue et de l'expérimentation

L'IA industrielle n'est pas un projet avec un début et une fin définitive. C'est un processus d'amélioration continue où les modèles évoluent, où l'on apprend de chaque déploiement, où l'on ajuste les paramètres et les objectifs. Cette réalité nécessite une

Funded by the European Union

culture d'entreprise favorisant l'expérimentation avec un droit à l'erreur acceptant que certaines pistes ne fonctionnent pas, l'itération rapide avec des cycles courts permettant d'ajuster rapidement plutôt que d'attendre la solution parfaite, la mesure systématique des résultats pour objectiver les progrès et identifier les axes d'amélioration, et la capacité à pivoter si nécessaire en changeant d'approche ou de cas d'usage sans considérer cela comme un échec.

D. Les pré-requis méthodologiques pour maximiser les chances de succès

1. Un premier cas d'usage bien choisi

Le choix du premier cas d'usage conditionne largement la réussite du projet et l'adhésion de l'organisation à l'IA. L'approche "start small" recommandée par l'ensemble des retours d'expérience consiste à identifier un cas d'usage prioritaire présentant plusieurs caractéristiques essentielles. L'impact business doit être mesurable et significatif avec des objectifs précis et chiffrés. Les données nécessaires doivent être disponibles et de qualité suffisante sans nécessiter le déploiement massif de nouveaux capteurs pour commencer. La complexité technique doit être maîtrisable sans viser des solutions trop ambitieuses dès le premier projet. Un sponsor métier identifié et motivé doit porter vraiment le projet au sein de son équipe. Enfin, les premiers résultats doivent être visibles rapidement, idéalement dans un délai de 3 à 6 mois maximum.

2. Une approche agile et pragmatique

La méthodologie de conduite du projet constitue en elle-même un pré-requis de succès. L'approche agile privilégie des itérations courtes avec des sprints de quelques semaines produisant des livrables concrets, une mesure continue vérifiant à chaque étape que les résultats sont au rendez-vous, des ajustements rapides sans attendre la fin du projet pour corriger la trajectoire, et un droit à l'erreur reconnaissant que l'innovation implique des tentatives qui peuvent ne pas fonctionner.

3. Une capacité à mesurer concrètement les résultats

Dès avant le démarrage du projet, il est essentiel de définir comment seront mesurés les résultats. Cela implique d'établir des mesures de référence (baseline) précises indiquant le niveau de performance actuel avant le déploiement de l'IA, de fixer des objectifs chiffrés précisant où l'on veut arriver et en combien de temps, de définir une fréquence de mesure (hebdomadaire ou mensuelle selon les indicateurs), et de désigner un responsable du suivi qui pilote les indicateurs et alerte en cas de dérive.

E. Conclusion : l'accessibilité croissante de l'IA industrielle

L'analyse de ces pré-requis révèle une bonne nouvelle : l'IA industrielle est devenue accessible aux PME et ETI sans nécessiter une transformation radicale ni des investissements massifs. Les d'entreprises ayant déjà engagé des actions de digitalisation disposent vraisemblablement d'une base suffisante pour démarrer. Les solutions SaaS et cloud permettent de contourner les investissements lourds en infrastructure. Les approches "start small" avec des POC à coût limité réduisent les risques. Les dispositifs d'accompagnement comme le Diagnostic Data IA de Bpifrance, le plan "Osez l'IA" ou les réseaux de proximité (CCI, pôles de compétitivité, etc) facilitent

Funded by the European Union

l'identification des cas d'usage pertinents et la mise en relation avec des partenaires de confiance.

Le principal obstacle n'est plus technique mais culturel et organisationnel : identifier le bon cas d'usage, former les équipes, accompagner le changement, et oser franchir le pas avec méthode. Les entreprises qui réunissent ces pré-requis et se lancent de manière structurée obtiennent des résultats rapides et mesurables, créant une dynamique vertueuse d'adoption progressive de l'IA dans l'ensemble de leurs processus.

Funded by the European Union

ANNEXES

Les annexes qui suivent apportent les compléments d'information pratiques indispensables pour passer de la compréhension à l'action.

Elles présentent :

- *un panorama non exhaustif mais représentatif de l'écosystème français de l'IA industrielle : solutions technologiques disponibles*
- *un panorama des laboratoires de recherche susceptibles d'accompagner les projets autour de l'IA*
- *des références bibliographiques pour approfondir chaque thématique abordée dans ce document.*

Funded by the European Union

ANNEXE 1 - Écosystème de partenaires : panorama de solutions IA

Cette annexe présente un panorama représentatif de l'écosystème français de l'IA appliquée à l'industrie manufacturière : solutions technologiques disponibles, éditeurs spécialisés, intégrateurs et laboratoires de recherche de référence. Fruit d'un travail de veille et d'enquêtes de terrain, ce panorama constitue un outil d'orientation pratique pour les décideurs industriels souhaitant identifier des partenaires ou prestataires adaptés à leurs besoins.

Ce contenu est réservé aux membres du réseau GIE Albatros. Pour en bénéficier et accéder à l'ensemble des ressources du document contactez l'équipe Albatros.

Funded by the European Union

ANNEXE 2 - Panorama des laboratoires français d'IA : expertises clés et passerelles vers l'industrie

Ce panorama recense les laboratoires français spécialisés en intelligence artificielle appliquée au secteur industriel, organisés par thématiques clés.

Nom du laboratoire	Tutelle	Région	Thématique principale	Axes IA	Site web
GIPSA-lab	UGA, CNRS, Grenoble INP, Univ. Stendhal (UMR 5216)	Auvergne–Rhône–Alpes	Automatisation et contrôle intelligent	Signal, automatique, parole, ML	https://gipsa-lab.grenoble-inp.fr
CITI Lab (INSA Lyon)	INSA Lyon, Inria, CNRS	Auvergne–Rhône–Alpes	IA embarquée et IoT industriel	Réseaux, IoT, cybersécurité, ML appliqué	https://citi-lab.fr
LEAT	Université Côte d'Azur, CNRS (UMR 7248)	Provence–Alpes–Côte d'Azur	IA embarquée et IoT industriel	Électronique & IA embarquée	https://leat.univ-cotedazur.fr
LIX	École Polytechnique (IP Paris), CNRS (UMR 7161)	Île-de-France	IA embarquée et IoT industriel	Informatique théorique & data/IA	https://www.lix.polytechnique.fr
SAMOVAR	Télécom SudParis, IMT BS	Île-de-France	IA embarquée et IoT industriel	Réseaux/services, optimisation, IA distribuée	https://samovar.telecom-sudparis.eu
CEDRIC	CNAM	Île-de-France	IA transverse et multi-applications	Systèmes d'info, data mining, IA	https://cedric.cnam.fr
Institut MIAI Grenoble Alpes (3IA)	UGA, CNRS, Inria, CEA	Auvergne–Rhône–Alpes	IA transverse et multi-applications	IA de confiance, industrie du futur	https://miai.univ-grenoble-alpes.fr
Institut PRAIRIE (3IA)	PSL, Inria, CNRS, Univ. Paris	Île-de-France	IA transverse et multi-applications	IA fondamentale, santé, mobilité	https://prairie-institute.fr
LIFO	Université d'Orléans (EA 4022)	Centre–Val de Loire	IA transverse et multi-applications	Info/IA, combinatoire, data	https://www.univ-orleans.fr/lifo
LIP6	Sorbonne Université, CNRS (UMR 7606)	Île-de-France	IA transverse et multi-applications	IA & science des données, multi-agents	https://www.lip6.fr

Funded by the European Union

Nom du laboratoire	Tutelle	Région	Thématique principale	Axes IA	Site web
LIS	Aix-Marseille Univ., CNRS, Univ. Toulon (UMR 7020)	Provence–Alpes–Côte d'Azur	IA transverse et multi-applications	IA fondamentale & appliquée, ML, NLP	https://www.lis-lab.fr
LIXY / CENTRALESUPÉLEC Metz (ex Supelec Metz)	CentraleSupélec (antenne Metz)	Grand Est	IA transverse et multi-applications	Signal & data, IA appliquée	https://www.centralesupelec.fr
DAVID	UVSQ – Université Paris-Saclay (EA 4012)	Île-de-France	Optimisation et aide à la décision	Data, IA, décision	https://www.david.uvsq.fr
DISC (informatique UBFC)	Université de Franche-Comté (EA 4661)	Bourgogne–Franche–Comté	Optimisation et aide à la décision	Info/IA, optimisation, réseaux	https://disc.univ-fcomte.fr
LAMSADE	Univ. Paris-Dauphine PSL, CNRS (UMR 7243)	Île-de-France	Optimisation et aide à la décision	Aide à la décision, ML, optimisation	https://lamsade.dauphine.fr
LERIA	Université d'Angers (EA 2645)	Pays de la Loire	Optimisation et aide à la décision	IA, fouille de données, optimisation	https://leria-info.univ-angers.fr
LIAS	ISAE-ENSMA, Univ. Poitiers, CNRS (EA 6315)	Nouvelle-Aquitaine	Optimisation et aide à la décision	IA, automatique, optimisation	https://www.lias-lab.fr
LIFAT (ex LI)	Université de Tours (EA 6300)	Centre–Val de Loire	Optimisation et aide à la décision	IA, fouille de données, optimisation, TAL	https://lifat.univ-tours.fr
LIMOS	Univ. Clermont Auvergne, CNRS (UMR 6158)	Auvergne–Rhône–Alpes	Optimisation et aide à la décision	Recherche Opérationnelle, IA, data, optimisation	https://limos.isima.fr
SPE (IA appliquée énergie)	Univ. de Corse, CNRS (UMR 6134)	Corse	Optimisation et aide à la décision	Optimisation/IA pour énergie	https://spe.universita.corsica
CRIL	Univ. d'Artois, CNRS (UMR 8188)	Hauts-de-France	Robotique intelligente et collaborative	IA symbolique, logique, planification	http://www.cril.univ-artois.fr

Funded by the European Union

Nom du laboratoire	Tutelle	Région	Thématique principale	Axes IA	Site web
ETIS	CY Cergy Paris Univ., ENSEA, CNRS (UMR 8051)	Île-de-France	Robotique intelligente et collaborative	Traitement de l'info, IA embarquée	https://www.etis-lab.fr
FEMTO-ST (dépt. AS2M/RECITS)	UBFC, CNRS, ENSMM, UTBM, UFC (UMR 6174)	Bourgogne–Franche–Comté	Robotique intelligente et collaborative	Robotique, vision, IA embarquée	https://www.femto-st.fr
IBISC	Univ. d'Évry Paris-Saclay	Île-de-France	Robotique intelligente et collaborative	IA, robotique, bioinformatique	https://ibisc.univ-evry.fr
ISIR	Sorbonne Université, CNRS (UMR 7222)	Île-de-France	Robotique intelligente et collaborative	Robotique intelligente, perception, IHM	https://www.isir.upmc.fr
Inria (tous centres)	Inria	Île-de-France	Robotique intelligente et collaborative	Apprentissage, vision, NLP, robotique, data	https://www.inria.fr
Institut ANITI (3IA)	Université de Toulouse, CNRS, ONERA…	Occitanie	Robotique intelligente et collaborative	IA hybride, explicabilité, certification	https://aniti.univ-toulouse.fr
LAAS-CNRS	CNRS (UPR 8001)	Occitanie	Robotique intelligente et collaborative	Robotique, automatique, réseaux, IA	https://www.laas.fr
LIRMM	Univ. Montpellier, CNRS (UMR 5506)	Occitanie	Robotique intelligente et collaborative	Robotique, vision 3D, IA embarquée	https://www.lirmm.fr
LISV (robotique)	UVSQ – Université Paris-Saclay (EA 4048)	Île-de-France	Robotique intelligente et collaborative	Robotique, perception, contrôle (IA)	https://lisv.uvsq.fr
LORIA	Université de Lorraine, CNRS, Inria (UMR 7503)	Grand Est	Robotique intelligente et collaborative	IA, NLP, sécurité, robotique	https://www.loria.fr
LS2N	Nantes Univ., CNRS, Centrale Nantes, IMT Atlantique (UMR 6004)	Pays de la Loire	Robotique intelligente et collaborative	IA & décision, robotique, signal, TAL	https://ls2n.fr

Funded by the European Union

Nom du laboratoire	Tutelle	Région	Thématique principale	Axes IA	Site web
PPRIME (dépt. robotique/IA)	CNRS, ISAE-ENSMA, Univ. Poitiers (UPR 3346)	Nouvelle-Aquitaine	Robotique intelligente et collaborative	Robotique, contrôle, IA appliquée	https://pprime.fr
CEA-List	CEA	Île-de-France	Vision industrielle et contrôle qualité	IA embarquée, IA de confiance, vision, optimisation	https://list.cea.fr
CRIStAL	Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille (UMR 9189)	Hauts-de-France	Vision industrielle et contrôle qualité	IA, vision, automatique, systèmes embarqués	https://cristal.univ-lille.fr
CReSTIC	Université de Reims Champagne-Ardenne (EA 3804)	Grand Est	Vision industrielle et contrôle qualité	Traitement info, IA, automatique	https://crestic.univ-reims.fr
Heudiasyc	UTC, CNRS (UMR 7253)	Hauts-de-France	Vision industrielle et contrôle qualité	Véhicules autonomes, vision, ML	https://www.hds.utc.fr
ICube	Université de Strasbourg, CNRS (UMR 7357)	Grand Est	Vision industrielle et contrôle qualité	Vision, imagerie, data/IA	https://icube.unistra.fr
IMS Bordeaux (dept. Signal/Imagerie)	Univ. Bordeaux, CNRS, Bordeaux INP (UMR 5218)	Nouvelle-Aquitaine	Vision industrielle et contrôle qualité	Traitement du signal, vision/IA	https://www.ims-bordeaux.fr
L3i	Université de La Rochelle (EA 2118)	Nouvelle-Aquitaine	Vision industrielle et contrôle qualité	Image, IA, documents, vision	https://l3i.univ-larochelle.fr
LAMIH	UPHF, CNRS (UMR 8201)	Hauts-de-France	Vision industrielle et contrôle qualité	Vision, IA industrielle, facteurs humains	https://www.uphf.fr/LAMIH/fr
LISTIC	Univ. Savoie Mont Blanc (EA 3703)	Auvergne –Rhône–Alpes	Vision industrielle et contrôle qualité	Apprentissage, vision, réseaux	https://www.listic.univ-smb.fr
PRISME	Université d'Orléans (EA 4229)	Centre–Val de Loire	Vision industrielle et contrôle qualité	Vision, contrôle, IA pour systèmes	https://prisme.univ-orleans.fr

Funded by the European Union

Funded by
the European Union

ANNEXE 3 – Bibliographie

Une bibliographie complète, incluant les sources issues des enquêtes de terrain et des entretiens conduits dans le cadre du handbook est disponible dans la version réservée aux membres du réseau GIE Albatros.

1. Rapports institutionnels et publications gouvernementales

- GOLLIOT, Antoine et HOFFMAN, Emmanuelle (rapporteurs). Mission d'information sur les effets de l'intelligence artificielle sur l'activité et la compétitivité des entreprises françaises. Rapport d'information n°1862, Commission des affaires économiques, Assemblée nationale, 24 septembre 2025. [En ligne]. Disponible sur : https://www.assemblee-nationale.fr/dyn/17/organes/commissions-permanentes/affaires-economiques/missions-de-la-commission/ia-competitivite-entreprises-francaises
- BPIFRANCE LE LAB. Réussir son projet d'IA - Diagnostic Data Intelligence Artificielle. Livre blanc Bpifrance, septembre 2024
- BPIFRANCE. L'Intelligence Artificielle, une révolution technologique pour les PME. Livre blanc, Direction Conseil de Bpifrance, avril 2025. [En ligne]. Disponible sur : https://conseil.bpifrance.fr
- BPIFRANCE LE LAB. L'IA dans les PME et ETI françaises : une révolution tranquille. Étude Bpifrance Le Lab, juin 2025. [En ligne]. Disponible sur : https://www.bpifrance.fr/
- COMMISSION EUROPÉENNE (CORDIS). Intelligence artificielle et industrie : une innovation avancée pour l'industrie manufacturière européenne. Results Pack, novembre 2021. [En ligne]. Disponible sur : https://cordis.europa.eu/article/id/435233-artificial-intelligence-and-industry-advanced-innovation-for-european-manufacturing/fr
- COMMISSION EUROPÉENNE. Intelligence artificielle - Une approche européenne axée sur l'excellence et la confiance. Livre blanc, Bruxelles, COM(2020) 65 final, 19 février 2020

2. Livres blancs industriels et études sectorielles

- LIVRE BLANC - Risques et opportunités de l'Intelligence Artificielle dans la métallurgie - Malakoff Humanis DEJOUX, Cécile et GRÉSELLE-ZAÏBET, Olfa (dir.). Risques et opportunités de l'Intelligence Artificielle dans la métallurgie. Livre blanc, Learning Lab Human Change (CNAM) et Malakoff Humanis, février 2022.
- AIM-NET (Artificial Intelligence in Manufacturing NETwork). Artificial Intelligence in Manufacturing - White paper. Préparé par le réseau AIM-NET. Contributions de Sotiris Makris, Kosmas Alexopoulos, George Michalos, Zoi Arkouli, Alexios Papacharalampopoulos, Panagiotis Stavropoulos, Andrea Fernández-Martinez, Santiago Muiños-Landin, Klaas Gadeyne, Bart Meyers, Pascale Betinelli, Florian Gosselin, Caroline Vienne, Selma Kchir, Bianca Vieru, Guillaume Gallou, et al. 2023, 87 p.
- FORESEE CLUSTER. Predictive maintenance technologies for production systems - A roadmap to development and implementation. Livre blanc du cluster ForeSee

Funded by the European Union

regroupant les conclusions de six projets H2020 (PRECOM, PROPHESY, PROGRAMS, SERENA, UPTIME et Z-BREAK), juillet 2021.
- TRANSITIC. Industrie 4.0 et Intelligence artificielle. Livre blanc Transitic, 2020
- WORLD MANUFACTURING FORUM. World Manufacturing Forum 2020 - Report. 2020
- PROMOTION ÉCONOMIQUE JURA. Guide de transformation industrielle des PME par l'IA. Guide pratique pour les PME manufacturières, Jura, Suisse
- « L'intelligence artificielle au service de l'industrie 4.0 ». Livre blanc, 2020. Disponible sur : https://assets.website-files.com/624ae4e3cb015a556d84860e/62506592992acd8b0e7bf3e9_IT_Link_Livre_blanc_IA_industrie_4.0.pdf

3. *Articles scientifiques et publications académiques*

- Ahangar, M. N., Farhat, Z. A., & Sivanathan, A. (2025). AI Trustworthiness in Manufacturing: Challenges, Toolkits, and the Path to Industry 5.0. Sensors, 25(14), 4357. https://doi.org/10.3390/s25144357
- MERCIER-LAURENT, Eunika. « Intelligence artificielle 4.0 pour l'Industrie 4.0 ». 1024 - Bulletin de la Société informatique de France, n° 15, avril 2020, p. 127-137.
- WAN, Jiafu, LI, Xiaomin, DAI, Hong-Ning, KUSIAK, Andrew, MARTÍNEZ-GARCÍA, Miguel et LI, Di. « Artificial Intelligence-Driven Customized Manufacturing Factory: Key Technologies, Applications, and Challenges ». arXiv, 2021 (v1), dernière révision 14 avril 2023 (v2). arXiv:2108.03383.

4. *Ressources en ligne et documentation professionnelle*

- AZUMUTA. « How Is AI Used in Manufacturing: Examples, Use Cases, and Benefits ». [En ligne]. Mis à jour le 14 mai 2025. Disponible sur : https://www.azumuta.com/fr/blog/how-is-ai-used-in-manufacturing-examples-use-cases-and-benefits/
- FLOWLITY. « L'IA dans les logiciels de planification de la supply chain – Analyse comparative ». [En ligne]. Disponible sur : https://www.flowlity.com
- REVTECH SYSTÈMES. « Quelle est la place de l'intelligence artificielle dans la robotique ? ». [En ligne]. Disponible sur : https://www.revtech-systemes.com.
- SARA DEHBI, RHERIB Nada. « L'IA au service de l'innovation industrielle : Pour une production efficace et une gestion prédictive des coûts ». African Journal of Management, Engineering and Technology (AJMET), vol. 3, n° 1, 2025. [En ligne]. Disponible sur : https://revues.imist.ma/index.php/AJMET/article/view/54750

Funded by the European Union

ALBATROS G.I.E

IDEALIST

Funded by
the European Union

Année : 2025
Auteur : Tugdual BASSI
Adresse : 9 rue du moulin cassé, 44340 Bouguenais - FRANCE
Site web : https://www.gie-albatros.fr / https://www.gie-albatros.com