Entreprises et IA

Comprendre - Agir - Anticiper

Ouvrage de la mission 2025

FNEP

Entreprises et IA

Comprendre, agir, anticiper

Ouvrage de la mission 2025 de la FNEP
Accompagné de son livret détachable « Entreprises »

FNEP
Fondation Nationale
Entreprise et Performance

Table des matières

Préface 1
Avant-propos 3
Introduction 7
Chapitre 1 10
État des lieux 10
Technique, industriel, économique et réglementaire 10
1.1. Des avancées techniques fulgurantes 10
1.1.1. Les débuts fondateurs (années 1950–1960) 10
1.1.2. Le réveil lié à l'augmentation de la puissance de calcul (années 1980–2000) 11
1.1.3. L'illusion des systèmes experts (années 1980–1990) 11
1.1.4. Le *machine learning* et le triomphe du *deep learning* (années 2000–2020s) 12
1.1.5. L'irruption de l'IA générative (2020–aujourd'hui) 12
1.1.6. Le retour des systèmes hybrides (aujourd'hui) 14
1.1.6.1. L'ancrage et la vérification des résultats 15
1.1.6.2. L'extension des capacités par l'agentivité 16
1.1.6.3. L'échelonnement et la spécialisation des modèles 16
1.2. Cartographier la chaîne de valeur de l'IA : couches, acteurs, rapports de force 17
1.2.1. Le matériel et infrastructures 17
1.2.2. Les données : le carburant de l'IA 19
1.2.2.1. La Montée en Puissance et les Enjeux de Quantité 19
1.2.2.2. Architecture de Stockage et Gouvernance 20
1.2.2.3. Qualité, biais, cybersécurité et cadre légal 21
1.2.2.4. Mécanismes d'Utilisation pour l'IA 21
1.2.3. Les modèles (fondationnels) 22
1.2.3.1. Anatomie du modèle : structure et capacité 22
1.2.3.2. Le cycle de vie et la spécialisation 22
1.2.3.3 L'optimisation pour la production et le déploiement 23
1.2.3.4 Entraînement et fine-tuning : les coulisses de la création d'un LLM performant 26
1.2.4. Les plateformes et *frameworks* 29
1.2.5. Les applications 30
1.2.6. Les services et la gouvernance : assurer la pérennité et la fiabilité 31
1.3. Un impact macroéconomique difficile à estimer mais potentiellement porteur de risques…. 32
1.4. Une imbrication forte entre économie et technologie 36
1.4.1. Infrastructures, énergie et investissement : les prémisses d'une réaction européenne 37

1.4.2. Données, gouvernance et souveraineté : la nécessité de déployer une stratégie intégrée. 39
1.5. L'AI Act : une réponse européenne encore imparfaite 40
1.5.1. Une gradation du risque comme principe d'organisation 42
1.5.2. Une mise en œuvre sous contrainte 44
1.5.3. De la règle à la mise en œuvre 47
Chapitre 2 50
IA et emploi 50
Des impacts multiples et parfois contradictoires 50
2.1 Des destins professionnels pluriels face à l'IA 50
2.1.1 L'IA transforme d'abord les tâches avant de transformer les métiers 50
2.1.2 La transformation des métiers 52
2.2 Un effet de productivité véritable mais disparate selon les secteurs et les tailles des entreprises 56
2.3 Les nouvelles dynamiques d'emploi 58
2.4 Le développement et la construction de compétences : rattrapage, clivage, paresse, créativité… des effets multiples et parfois paradoxaux 60
Chapitre 3 66
Transformation organisationnelle et managériale 66
Prendre le virage 66
3.1 Par où commencer ? 67
3.1.1 La prise de conscience : c'est à vous de choisir 67
BON USAGE (intention claire, maîtrise élevée) 68
USAGE MAL MAÎTRISÉ (cadre insuffisant, risques non anticipés) 68
USAGE MAL INTENTIONNÉ (détournement de la technologie) 68
3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise 69
3.1.3 Vérifier la solidité des fondations avant d'activer l'IA 72
La donnée : la matière première indispensable 72
Process et excellence opérationnelle : automatiser avec discernement 73
3.2 Acculturer et former à l'IA 74
Les prompts : un socle commun d'autonomie 76
Retours d'expérience - Ce que révèlent les démarches 77
3.3 Les acteurs de la transformation IA 78
3.3.1 Les fondations organisationnelles de la transformation IA 78
3.3.2 Je suis membre du COMEX 82
3.3.3 Je travaille à la Direction des Ressources Humaines (RH) 85
3.3.4 Je suis *Chief Data Officer* (CDO) ou *Chief AI Officer* (CAIO) 88
3.3.5 Je travaille dans une équipe métier data 90
3.3.6 Je travaille à la Direction des Systèmes d'Information (DSI) 93

3.3.7 Je travaille à la Direction Financière 94
3.3.8 Je suis manager 96
3.3.9 Je travaille dans une équipe métier 98
3.3.10 J'exerce une fonction syndicale 100
3.4 Les niveaux de maturité 101
3.4.1 Niveau 1 - Officialiser les usages et acculturer par la pratique 102
3.4.2 Niveau 2 – Contextualiser l'IA à l'aide des données de l'entreprise 102
3.4.3 Niveau 3 – Déléguer des tâches en déployant des agents 102
3.4.4 Niveau 4 – Orchestrer les agents avec une collaboration humain-IA fluide 103
3.5 Différenciation et coopération à l'ère de l'IA 104
3.5.1 Construire sa singularité stratégique : ce que vos concurrents ne peuvent pas copier 104
3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA 106
Chapitre 4 110
Startup et IA 110
Le cas « Actionable », un laboratoire grandeur nature 110
Chapitre 5 113
L'IA au prisme des communs 113
Données, Normes, Infrastructure et Compétences 113
5.1 Vers une stratégie européenne intégrée pour l'IA 114
5.2 La normalisation comme levier d'influence 117
5.3 Infrastructures, territoires, énergie : conditions de possibilité du modèle européen 121
5.4 Compétences, formation, culture critique : l'autre pilier stratégique 124
Chapitre 6 127
Anticiper les ruptures apportées par l'IA 127
Recommandations 133
Pilier 1 : Fondations technologiques, données et processus 133
Pilier 2 : Gouvernance et stratégie de transformation 134
Pilier 3 : Pilotage économique et création de valeur 134
Pilier 4 : Transformation des métiers et des compétences 135
Pilier 5 : Confiance, transparence et régulation 135
Pilier 6 : Souveraineté et autonomie stratégique 135
Pilier 7 Anticipation des ruptures structurelles 136
Remerciements 137
Biographie des co-auteurs 138

Préface

C'est un lieu commun : nous traversons une ère de mutations technologiques, marquée par des innovations qui promettent de transformer radicalement nos structures sociales, et économiques. Si certaines révolutions techniques ont nécessité des décennies pour s'imposer — à l'instar du disque compact (CD) —, ou peinent encore à trouver leur place, comme c'est le cas du métavers, l'intelligence artificielle (IA) générative s'est imposée avec une célérité singulière.

En moins de trois ans, cet outil a conquis la moitié de nos concitoyens[1] – 85% des 18-24 ans –, s'immisçant aussi bien dans la sphère privée que dans le cadre professionnel, ce qui bouleverse nos rapports à l'écrit, au raisonnement, au jugement et à la connaissance. Cela peut engendrer aussi, pour ceux d'entre nous qui n'en maîtrisent pas encore suffisamment les codes, un sentiment de frustration ou d'agacement, voire d'inquiétude. En caricaturant, on peut dire que l'IA semble tout à la fois engagée dans une course effrénée et dénuée du recul pourtant nécessaire à toute innovation de cette importance. Mais n'était-ce pas aussi le cas pour l'invention de l'électricité, le premier vaccin, ou encore l'ouverture d'Internet ? Où serait, d'ailleurs l'innovation si on en mesurait, dès le départ toutes les conséquences ?

Fidèle à sa vocation, la FNEP s'est saisie de ce sujet avec une ambition claire : accompagner les entreprises privées ou publiques dans l'appropriation de cet outil remarquable qu'est l'IA, quoiqu'on en dise, selon une approche éclairée et humaniste.

Fruit d'une vaste enquête de terrain et de missions d'études menées à Bruxelles et à Dublin, le présent ouvrage se veut un guide à la fois stratégique et opérationnel destiné à tous les organismes. Pour leur permettre d'appréhender toutes les facettes et tout le potentiel de l'IA, les travaux de la Mission FNEP 2025 s'articulent autour de trois piliers indissociables, qui sont, dans un ordre déterminé :

- **Comprendre** la nature profonde de cette technologie,
- **Agir** pour mettre en œuvre des solutions concrètes,
- **Anticiper** les évolutions futures et leurs impacts.

Après avoir lu cet ouvrage, vous en serez convaincu : l'IA ne doit pas être perçue comme une simple strate technique supplémentaire. Son action est systémique et beaucoup plus profonde, car, comme toute révolution, l'IA interroge et remet en question nos pratiques managériales et organisationnelles.

Chacun est concerné et doit pouvoir, si nécessaire, bénéficier d'un accompagnement. C'est aussi ce à quoi la Mission FNEP 2025 entend contribuer, par ses recommandations classées autour des grands fondamentaux : une analyse rigoureuse, préalable à tout déploiement, la refonte des systèmes d'information et des processus de données, la mise en place d'une gouvernance lisible impliquant l'ensemble des collaborateurs, et surtout, dans l'entreprise, la création de valeur durable et la transformation des métiers et des compétences, dans le respect de principes éthiques.

[1] Source : *Baromètre du numérique, édition 2026* - https://www.economie.gouv.fr/cge/barometre-du-numerique-edition-2026

Le présent ouvrage explore aussi les enjeux cruciaux de l'autonomie stratégique et de la souveraineté numérique. Enfin, il souligne l'impérieuse nécessité d'une coopération accrue entre les organisations pour anticiper les ruptures technologiques grâce à une veille partagée.

Je vous souhaite une excellente – et fructueuse – lecture de ces travaux riches et visionnaires, qui offrent les clés nécessaires pour faire de l'IA un levier de croissance positive au sein d'un écosystème en mutation profonde.

Olivier PEYRAT
Président de la FNEP
Directeur général d'AFNOR GROUPE

Avant-propos

Nous vivons un moment de bascule.

L'intelligence artificielle ne constitue pas une innovation de plus dans la longue histoire des technologies numériques. Par son rythme de diffusion, par la diversité de ses usages et par la profondeur de ses effets, elle engage une transformation systémique de l'économie, du travail et des organisations. Elle s'impose désormais comme un facteur structurant des trajectoires industrielles, sociales et politiques.

Comme toute rupture majeure, l'IA agit à la fois comme un perturbateur, un accélérateur et un révélateur. Elle ne crée pas *ex nihilo* les fragilités des entreprises et des économies ; elle agit comme un miroir de leurs modes de fonctionnement, révélant leurs fondamentaux, leurs choix passés, leurs forces comme leurs imperfections. Les premiers usages de l'IA s'inscrivent souvent dans une logique de substitution, en automatisant ou en reproduisant des tâches existantes dans les cadres actuels. Mais, très rapidement, cette phase initiale ouvre la voie à une refonte qualitative et systémique plus profonde, qui transforme durablement les organisations, les métiers et les modes de création de valeur.

Cette transformation s'opère dans un contexte singulier, marqué par des tensions géopolitiques accrues, une compétition technologique intense, des dépendances critiques et une accélération continue des cycles d'innovation. L'IA devient, ainsi, un enjeu de souveraineté. Une souveraineté qui ne se joue pas uniquement au niveau des États ou des grandes stratégies européennes, mais aussi – de manière très concrète – au niveau des entreprises elles-mêmes : souveraineté sur les données, sur les compétences, sur les choix technologiques et organisationnels, et sur la capacité à décider, à arbitrer et à ne pas subir.

La dynamique et la complexité des transformations en cours imposent d'inscrire toute démarche d'intégration de l'IA dans une démarche d'anticipation et une vision prospective de moyen et long terme, fondée sur une connaissance lucide de l'état des lieux de l'entreprise : ses activités productives, son organisation, son management, mais aussi sa maîtrise des données, des connaissances et des compétences. Ces dimensions constituent des leviers essentiels pour enclencher un processus cognitif vertueux, fondé sur la capacité à faire, apprendre et transformer en continu.

Face à cette dynamique, deux attitudes opposées mais symétriques se dessinent. D'un côté, la précipitation : multiplication d'expérimentations non coordonnées, agitation technologique, promesses de gains rapides mal maîtrisées. De l'autre, l'attentisme : report des décisions, crainte des risques, espoir que la transformation se stabilise d'elle-même. Ces deux postures comportent des coûts élevés, souvent invisibles à court terme : désorganisation, perte de sens, dépendances technologiques durables, fragilisation des compétences et tensions sociales.

Le véritable enjeu n'est donc pas de choisir entre agir ou attendre. Il est de **comprendre, agir et anticiper**, afin d'inscrire les évolutions et les ruptures induites par l'IA dans des trajectoires positives. Des trajectoires favorables à la santé de l'entreprise et créatrices de valeur pour l'ensemble de ses parties prenantes : actionnaires, dirigeants, managers, collaborateurs, utilisateurs et clients.

C’est dans les entreprises que se joue une part décisive de cette transformation. Ni exclusivement dans les laboratoires, ni uniquement dans les sphères publiques, mais au cœur des organisations productives, là où l’IA rencontre concrètement les métiers, les tâches, les compétences, le management, les investissements, l’innovation et le travail réel. Ce niveau intermédiaire – mésoscopique – constitue un niveau clé d’analyse et d’action, à l’interface entre les dynamiques macroscopiques de l’économie et les trajectoires individuelles.

Dans de nombreuses entreprises, cette réalité se traduit par des scènes désormais familières. Autour d’une table de direction, les questions s’accumulent :

Faut-il déployer des outils d’IA générative ?
Sur quels périmètres ?
Avec quels effets sur l’organisation du travail, sur l’emploi et sur les compétences ?
Comment sécuriser les données, maîtriser les dépendances technologiques, intégrer les exigences réglementaires, tout en restant compétitif ?
Comment éviter à la fois l’inaction et les choix irréversibles ?

Dans ces situations, l’IA apparaît moins comme une solution clé en main que comme un miroir de l’entreprise. Elle révèle la solidité – ou la fragilité – des organisations, la qualité du management, la maturité des compétences et la capacité à apprendre collectivement. Elle met à l’épreuve les modes de gouvernance existants et oblige à repenser les équilibres entre performance économique, responsabilité sociale et maîtrise des choix stratégiques.

C’est dans ce contexte que prend sens la notion d’entreprise augmentée et apprenante. Une entreprise augmentée n’est pas une entreprise automatisée ou déshumanisée : elle est définie par sa capacité à intégrer l’IA de manière maîtrisée, en articulant technologies, compétences, organisation et management, et en gouvernant ses choix plutôt qu’en les subissant. Une entreprise capable de construire, dans la durée, des trajectoires d’innovation compatibles avec la qualité du travail, la confiance et sa souveraineté opérationnelle. Une entreprise apprenante est une entreprise qui expérimente et apprend et inscrit dans ses modes de fonctionnement humain et son architecture informationnelle les connaissances et capacités acquises.

Les transformations engagées par l’IA sont rapides, complexes et profondément systémiques. Elles exigent d’être appréhendées à plusieurs niveaux :

- Macroscopique, pour comprendre les dynamiques technologiques, économiques, géopolitiques et réglementaires,
- Microscopique, pour saisir les effets sur les individus et les parcours professionnels,
- Et surtout mésoscopique, à l’échelle des entreprises, des métiers, des compétences, du management et de l’organisation du travail. C’est à ce niveau que se construisent les trajectoires d’intégration de l’IA réellement opérantes.

C’est le choix méthodologique qui a guidé le travail collectif présenté dans cet ouvrage. Issu d’une démarche d’audit, de partage d’expériences et de réflexion conduite au sein de la FNEP, ce travail s’appuie sur la diversité des parcours et des expertises mobilisées. Il propose des grilles d’analyse et des repères pour aborder l’entrée dans l’usage de l’IA de manière éclairée, progressive et responsable.

Ce livre ne prétend ni fournir des recettes universelles, ni anticiper de manière définitive les évolutions à venir. Il vise à éclairer, à outiller et à aider à la décision. À un moment où l'IA s'impose comme un facteur structurant des économies et des organisations, il propose aux dirigeants, managers, représentants du personnel et décideurs publics des clés pour **agir maintenant**, sans précipitation ni inertie, et inscrire l'intégration de l'IA dans des trajectoires de progrès durables pour l'entreprise et l'ensemble de ses parties prenantes.

Le travail présenté dans cet ouvrage est issu d'une démarche collective conduite au sein de la FNEP. Le travail de l'équipe d'auditeurs et de coordinateurs a constitué la matrice des analyses et des propositions développées. Chaque chapitre et sous-chapitre a été rédigé par l'auditeur disposant de l'expertise la plus pertinente au regard de son parcours professionnel, de son expérience de terrain et de son intérêt pour les sujets abordés.

L'ouvrage s'ouvre par une introduction qui propose des éléments d'interprétation et de mise en perspective sur ce moment particulier de développement massif de l'intelligence artificielle dans la société et dans les entreprises.

- Le premier chapitre dresse un état des lieux au niveau macroscopique, autour de trois déterminants majeurs : le cadre technologique, les chaînes de valeur de l'IA, et les dynamiques géopolitiques, réglementaires et normatives. Il fournit des repères de compréhension sur l'évolution rapide des technologies d'IA, sur la structuration de leurs écosystèmes et sur les enjeux de régulation, en particulier dans le contexte européen.
- Le deuxième chapitre, intitulé *« Diagnostic : IA et emploi »*, se concentre sur le niveau mésoscopique de l'entreprise. Il propose des analyses concrètes des évolutions perceptibles et opérables en matière d'emploi, de métiers et de compétences, ainsi que des repères méthodologiques pour aborder les cycles de conception, d'expérimentation et d'apprentissage des solutions d'IA dans les organisations. Il invite à une action à la fois audacieuse et maîtrisée.
- Le troisième chapitre est consacré aux transformations organisationnelles et managériales induites par l'usage massif ou intensif de l'IA. Il s'inscrit dans la continuité des mutations engagées par le numérique, tout en mettant en évidence un changement d'échelle et de profondeur.
- Le quatrième chapitre présente une étude de cas sur la start-up *Actionable*. Sa légèreté organisationnelle facilite l'intégration rapide des ruptures technologiques et en fait un terrain d'observation privilégié, dont les enseignements peuvent irriguer des organisations plus complexes. Elle illustre également la capacité d'émergence de nouveaux acteurs, que l'intelligence artificielle permet d'augmenter plus rapidement.
- Le cinquième chapitre est consacré au cadre d'action collectif dans lequel s'inscrit le déploiement de l'intelligence artificielle. Il analyse les dynamiques de mise en commun et de gouvernance des données, ainsi que le rôle structurant des initiatives européennes et internationales en matière de normalisation et de régulation. En éclairant les conditions de circulation des ressources, d'organisation de la confiance et de diffusion des technologies, il montre que la capacité des entreprises à tirer parti de l'IA dépend largement de leur insertion dans ces architectures collectives.

- Le chapitre 6 est consacré à l'analyse des principaux facteurs d'évolution de la technologie, de l'environnement juridique, normatif et réglementaire et aux ruptures à venir dans l'architecture informationnelle de l'entreprise.
- Le chapitre de conclusion propose une synthèse des analyses, ouvre des pistes de réflexion pour accompagner les évolutions à venir sur les points essentiels et présente les principales préconisations et recommandations, détaillées dans cet ouvrage.

Ce travail collectif s'est appuyé sur une méthode de partage d'expériences et de réflexion ancrée dans les pratiques professionnelles des auditeurs, enrichie par des temps de travail collectif, des échanges réguliers et des approfondissements menés dans un environnement européen. Il a permis une prise de conscience approfondie de la complexité des enjeux liés à l'IA, ainsi qu'une montée en compréhension et en capacité d'action, tant pour les auditeurs que pour l'équipe d'encadrement mobilisée sur ce sujet en évolution rapide.

Introduction

Les données ont longtemps été l'affaire d'experts. Domaine technique réservé aux initiés, elles ont peu à peu diffusé dans les organisations, sans jamais vraiment sortir des cercles spécialisés.

Avec l'arrivée de l'IA générative et de l'IA agentique, tout change. Une technologie capable de manipuler du texte, du code, des images ou des données devient accessible à tous. Du jour au lendemain, les données et leur potentiel se retrouvent entre toutes les mains.

Ce basculement fulgurant ne survient pas dans un monde stable. Il s'inscrit dans un contexte de transformations accélérées, sur tous les fronts : tensions géopolitiques, transitions écologiques, bouleversements technologiques dont les usages restent encore à inventer. L'incertitude est devenue la norme, et l'IA agit comme un catalyseur de cette instabilité.

Faut-il s'en inquiéter ou s'en emparer ?

Certains y voient une révolution salvatrice, d'autres une menace diffuse. Allons-nous être remplacés ? Devenir paresseux, dépossédés ? Est-ce le début de la fin de notre souveraineté numérique ?

Notre conviction est claire : l'IA ne crée pas ces fragilités, elle les révèle et les amplifie.

Elle appuie là où les failles sont déjà présentes : gouvernance des données, essoufflement des systèmes éducatifs, complexité administrative, dépendance technologique, et croissance numérique sans boussole écologique.

C'est une alerte brutale, mais salutaire. Et une opportunité unique d'engager un sursaut collectif pour :

- Simplifier ce qui est devenu inutilement complexe,
- Réconcilier performance et autonomie,
- Reprendre la main en tant qu'entreprise mais aussi en tant que citoyen.
- Innover sans renier nos valeurs : une innovation éthique, responsable, sobre et souveraine où l'humain demeure le premier bénéficiaire du progrès.

Pour agir dans cet esprit, un triptyque s'impose : **données, IA et compétences.** C'est leur alliance qui peut transformer le potentiel en impact réel.

Ne nous trompons pas : ce moment est charnière. Il engage des choix décisifs à l'intersection de la souveraineté, de la compétitivité et de la confiance. Et il soulève une question centrale pour l'Europe :

Quelle voie voulons-nous tracer ?

Entre régulation excessive et laisser-faire technologique, les entreprises européennes peuvent incarner une troisième voie, fondée sur un équilibre subtil entre innovation responsable, inclusion, et écosystème incitatif. Cela suppose de miser sur nos atouts : excellence scientifique, cadre éthique, marché unique, talents qualifiés… mais aussi d'affronter nos défis : fragmentation, lenteurs, dépendances stratégiques, prise de risques et mobilisation de financements de grande ampleur.

Ce livre s'inscrit dans cette ambition.

Il ne vous dira pas quoi penser, ni quelle stratégie adopter. Mais à travers des retours d'expérience, des points de vigilance et des leviers concrets, il vous aidera à structurer votre démarche IA autour de trois dynamiques clés : **Comprendre, Agir et Anticiper**, dans un monde où le rythme de transformation s'accélère mais les constantes de temps doivent être respectées pour ne pas confondre vitesse et

précipitation.

Quel usage prioriser ? Comment impliquer vos équipes ? Quels impacts anticiper ? Quels garde-fous poser ?

Plus qu'un ouvrage de réflexion, c'est une boussole pratique pour déployer et piloter l'IA dans votre organisation, en vous aidant à appréhender la complexité des enjeux sans complexifier la démarche, avec lucidité, méthode et esprit critique.

L'Europe n'avance pas démunie

Elle dispose d'un socle solide de formation de compétences en data science, d'une recherche publique de haut niveau, des startups inventives, d'un tissu d'entreprises capables de bâtir des modèles d'IA plus sobres, plus précis et mieux ancrés dans la réalité des données, ainsi que de grandes entreprises capables de financer et développer l'offre européenne.

C'est là que se joue notre singularité : sachons en faire une force

PARTIE I – TECHNIQUE

LES MOTS SONT PARFOIS COMPLIQUES POUR UNE REALITE ASSEZ SIMPLE

Chapitre 1

État des lieux

Technique, industriel, économique et réglementaire

L'intelligence artificielle n'est pas une nouveauté, mais son développement accéléré, notamment depuis l'avènement de l'IA générative au début des années 2020, redéfinit en profondeur le paysage économique et social. Ce chapitre propose de démystifier l'IA en traçant son parcours historique. Loin d'être une progression linéaire, l'IA a toujours évolué par vagues, alternant périodes d'enthousiasme et de désillusion. Comprendre ces cycles est essentiel pour aborder la transformation actuelle avec lucidité. Nous explorerons comment cette technologie, désormais mature dans certaines de ses applications, s'inscrit dans la continuité des révolutions numériques, tout en imposant de nouveaux défis stratégiques aux entreprises. Reprendre la main sur l'IA, ce n'est pas seulement intégrer une technologie, c'est avant tout comprendre son histoire, ses mécanismes fondamentaux et ses dynamiques actuelles pour mieux en définir le cadre et les règles de déploiement, en tenant compte des enjeux éthiques et environnementaux.

1.1. Des avancées techniques fulgurantes

Introduction – Une technologie qui avance par cycles

L'histoire de l'intelligence artificielle est loin d'être une progression linéaire. Depuis ses débuts dans les années 1950, le domaine a évolué par cycles, marqués par des phases d'euphorie et de promesses audacieuses, suivies de périodes de désillusion et de réduction des financements, connues sous le nom d'« hivers de l'IA ». Le fameux « cycle de la hype » théorisé par le cabinet Gartner illustre parfaitement cette dynamique : un pic d'attentes surdimensionnées, un creux de déception, puis une pente de consolidation menant à un plateau de productivité.

La vague actuelle de l'IA générative est sans doute la plus spectaculaire à ce jour, mais elle ne doit pas occulter une vérité essentielle : elle s'inscrit dans une **histoire cumulative**. Les techniques anciennes ne sont pas devenues obsolètes ; elles forment au contraire les fondations techniques et conceptuelles sur lesquelles reposent les modèles de pointe d'aujourd'hui. Comprendre ces différentes strates est indispensable pour saisir la maturité, le potentiel et les limites de l'IA contemporaine.

1.1.1. Les débuts fondateurs (années 1950–1960)

Les racines conceptuelles de l'IA moderne sont profondes. Dès 1950, dans son article séminal *Computing Machinery and Intelligence* [Turing 1950], Alan Turing posait la question fondatrice : « Les machines peuvent-elles penser ? ». De manière visionnaire, il y explorait déjà l'idée de machines capables d'apprendre de leur expérience (section 7 : *Learning Machines*), avec un mécanisme de récompenses et de punitions à partir d'une matrice vierge et de données.

Cette intuition fut suivie de premières mises en œuvre concrètes. En 1958, le psychologue Frank Rosenblatt créa le **Perceptron** [Rosenblatt 1958], l'un des premiers modèles de réseau de neurones

artificiels capables d'apprentissage supervisé. Le perceptron prend ses entrées sous forme de nombres réels, et en fait la somme pondérée d'une liste de poids, avant d'appliquer une fonction mathématique arbitraire dite d'activation (souvent une fonction en marche d'escalier) pour y introduire de la non-linéarité sur sa sortie. Le perceptron pose déjà les bases des deux grandes phases de toute IA moderne.

- La première phase, appelée **entraînement** (ou apprentissage), consiste, à partir de données existantes (sous le format de couples entrées/sortie), à trouver les poids qui minimisent l'écart entre les sorties prédites par le perceptron et les sorties réelles dans le jeu de données d'entraînement,
- La deuxième phase consiste à utiliser le perceptron avec les poids calculés précédemment sur de nouvelles données pour prédire de nouvelles sorties. C'est la phase d'**inférence**.

L'idée d'une machine apprenante était donc posée, mais la technologie de l'époque – la faible puissance de calcul et le manque de données numérisées d'une part et la limite des algorithmes d'entraînement – limitait drastiquement la portée des expérimentations.

1.1.2. Le réveil lié à l'augmentation de la puissance de calcul (années 1980–2000)

Après un premier « hiver », l'IA connaît un renouveau grâce à deux facteurs clés : l'augmentation exponentielle des capacités de calcul suivant la loi de Moore, et l'accumulation de vastes ensembles de données. Ce contexte matériel favorable a permis de redécouvrir et de mettre en œuvre efficacement les concepts mathématiques mis au point dans les années 50.

Un des principaux verrous de l'époque était le calcul des poids durant la **phase d'entraînement**. En 1986 Rumelhart, Hinton et Williams proposent dans un article publié dans Nature [Rumelhart et al. 1986] un algorithme d'apprentissage passant à l'échelle sur de grands réseaux profonds avec une méthode de **rétropropagation du gradient** (*backpropagation*). Associé à la méthode du gradient stochastique, il est devenu le moteur de l'apprentissage automatique à grande échelle sur les réseaux de neurones profonds (*deep learning*). Dans les années 1990, l'émergence des **réseaux de neurones récurrents (RNN)** a ouvert la voie au traitement de données séquentielles comme le texte, la parole ou les séries temporelles. Bien que les bases théoriques du *deep learning* aient été en place, l'enthousiasme restait tempéré par une puissance de calcul encore insuffisante pour construire et entraîner des modèles véritablement profonds. Historiquement, leur déploiement industriel s'est limité à des systèmes de faible complexité, où les réseaux de neurones servaient de modèles paramétriques adaptatifs, ce qui a eu pour effet de circonscrire leur influence.

1.1.3. L'illusion des systèmes experts (années 1980–1990)

En parallèle de la recherche sur les réseaux de neurones, l'industrie a massivement investi dans une autre approche : les **systèmes experts**. Ces programmes reposaient sur des bases de connaissances et des moteurs d'inférence, utilisant des centaines de règles logiques (« si... alors... ») explicitement programmées avec des langages logiques par des spécialistes humains pour imiter le raisonnement d'un expert dans un domaine précis.

Ces systèmes ont connu un succès certain dans des environnements stables et fermés (diagnostic médical, maintenance industrielle, conseil fiscal). Cependant, leurs limites sont vite apparues : ils étaient extrêmement rigides, coûteux à maintenir et mettre à jour, et surtout, incapables de s'adapter

ou de généraliser face à des situations imprévues. Leur échec à capturer la complexité et l'ambiguïté du monde réel a conduit à une nouvelle vague de déception, un recul majeur des financements et *in fine* un nouvel hiver de l'IA dans les années 1990.

1.1.4. Le *machine learning* et le triomphe du *deep learning* (années 2000–2020s)

La décennie 2000 a marqué un changement de paradigme fondamental : plutôt que de programmer des règles, l'objectif est devenu d'entraîner des modèles à les découvrir eux-mêmes à partir de données. Le ***machine learning*** classique, avec ses modèles supervisés (régressions, SVM, kNN, forêts aléatoires), s'est généralisé dans les entreprises qui commençaient à constituer leurs premières équipes *data*.

Le véritable tournant a eu lieu en 2012, lorsque le réseau de neurones profond **AlexNet** [Krizhevsky et al. 2012] a pulvérisé les records de performance au concours de reconnaissance d'images ImageNet. Cet événement a marqué l'avènement du ***deep learning***. Cette nouvelle vague reposait sur la convergence de trois ingrédients clés :

- Des **données massives** (*big data*).
- Une **puissance de calcul** démultipliée par les processeurs graphiques (GPU).
- Des **raffinements algorithmiques** (comme l'utilisation des fonctions d'activation ReLU, le *dropout*[2], la *batch normalization*)[3] permettant d'entraîner des réseaux bien plus profonds.

L'IA est alors devenue omniprésente dans nos outils numériques : systèmes de recommandation, traduction automatique, reconnaissance faciale, détection de fraude, etc.

1.1.5. L'irruption de l'IA générative (2020–aujourd'hui)

La strate la plus récente de cette histoire est celle de l'IA générative. Bien que les recherches sur la modélisation statistique de chaînes d'information et la prédiction probabiliste de successeurs pour des opérations de reconnaissance avaient déjà démarré depuis longtemps, le domaine a retrouvé un nouvel élan par la publication, en 2017, de l'article *Attention is All You Need*[4] [Vaswani et al. 2017] introduisant l'architecture « ***Transformer*** ». Initialement conçue pour la traduction, son mécanisme d'attention s'est révélé extraordinairement efficace pour modéliser les dépendances longues dans les séquences de données, comme le texte, découpés en ***tokens***[5] (correspondant peu ou prou à un mot ou une ponctuation). Cette architecture est le fondement des grands modèles de langage (LLM) tels que GPT, BERT, PaLM ou LLaMA.

Il a fallu cependant un investissement financier massif en puissance de calcul à base de GPU pour franchir un seuil de qualité amenant au lancement de ChatGPT fin 2022. La mise à disposition de cette technologie au grand public via une interface conversationnelle simple a provoqué une onde de choc mondiale. Commençant par une simple **IA générative textuelle**, les fournisseurs de modèles les ont progressivement enrichis pour pouvoir traiter des données aussi diversifiées que des images, vidéos ou des sons : on parle là d'**IA multimodale**. En parallèle, les modèles de diffusion (tels que Stable Diffusion ou Midjourney) ont révolutionné la génération d'images, offrant un contrôle et une qualité

[2] Abandon
[3] Normalisation par lots, technique d'optimisation fondamentale
[4] L'attention est tout ce dont vous avez besoin
[5] Littéralement : Jeton

sans précédent. Ils se basent sur une méthodologie simple : on entraîne une IA pour débruiter des images annotées. On peut donc ainsi créer une image très précise à partir d'une simple description en débruitant de l'aléa pur.

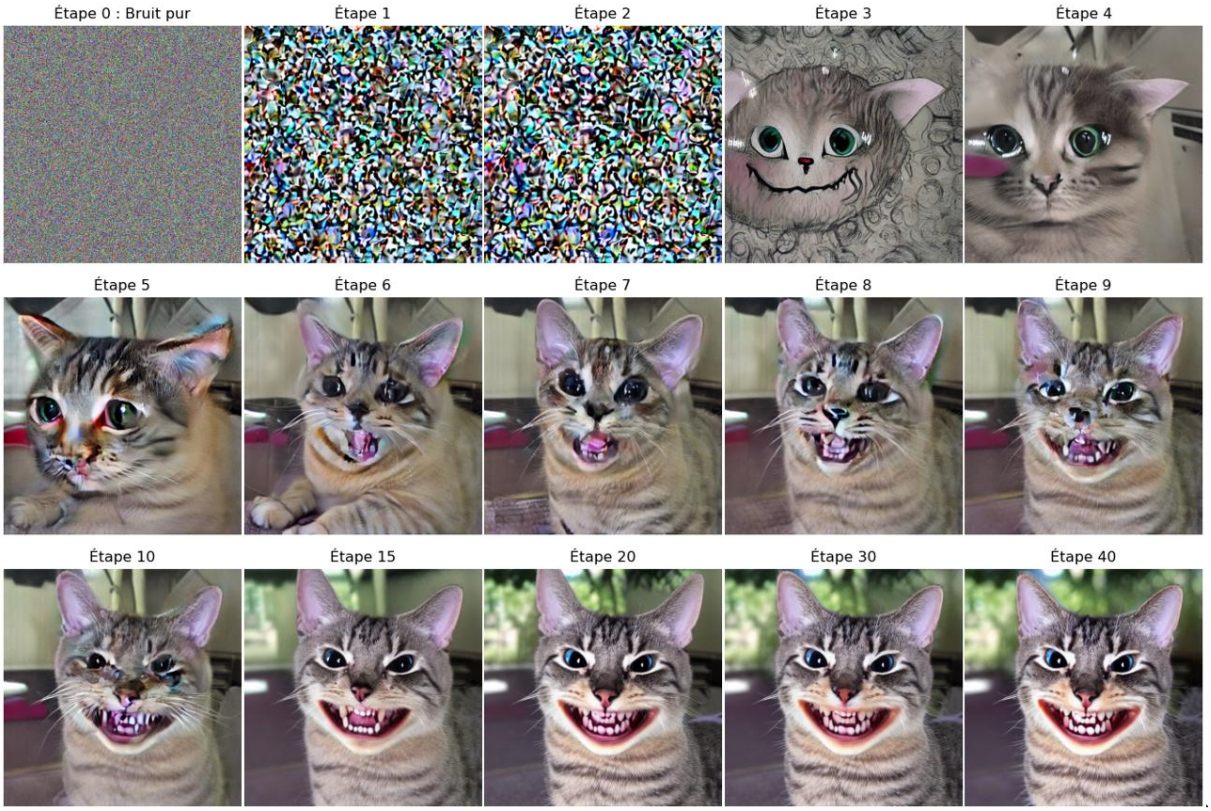


Figure 1 : Stable (Reverse)Diffusion – « A very scary cat smiling, nightmarish" – Source Georges-Axel JALOYAN

L'IA générative change l'approche même de la conception des IA : plutôt que de concevoir et entraîner un modèle spécifique pour chaque tâche, on s'appuie plutôt sur un **modèle fondationnel** pré-entraîné automatiquement sur une grande quantité de données généralistes, récoltées par une grande plateforme numérique (typiquement GAFAM ou BATX), que l'on entraîne, ensuite, de façon supervisée plus finement sur un jeu spécifique de données. C'est le ***fine-tuning***[6]. Une fois entraîné, le modèle est utilisé pour inférer, de façon probabiliste, sa sortie à partir d'instructions en langage naturel appelée « prompt ».

L'application de techniques de *prompting* sophistiquées a permis de révéler des capacités de raisonnement des LLM, transformant la manière dont ils abordent les problèmes complexes. Des méthodes comme la **chaîne de pensée** (*Chain-of-Thought*, CoT) ou l'**arbre de pensée** (*Tree-of-Thought*, ToT) encouragent le modèle à générer et évaluer des étapes intermédiaires. Ce sont là toutes les familles dites de **modèles de raisonnement**. Ces traces de raisonnement explicites augmentent significativement leur performance au-delà de la simple génération. Techniquement, cette augmentation de performance suit les lois d'échelle corrélant la qualité de la réponse au nombre de calculs effectués ; il est donc possible d'augmenter la quantité de calculs effectués soit en augmentant la taille du modèle, soit en ajoutant des *tokens* intermédiaires (le raisonnement) qui ne seront pas affichés à l'utilisateur.[7]

[6] Réglage fin

[7] https://openai.com/index/learning-to-reason-with-llms/

Cette vague marque un tournant autant culturel que technologique, abaissant radicalement la barrière à l'entrée et intégrant l'IA dans les processus créatifs et décisionnels du quotidien. L'IA cesse d'être l'apanage des *data scientists* dans les organisations et entreprises.

1.1.6. Le retour des systèmes hybrides (aujourd'hui)

Alors que l'IA générative déploie ses capacités spectaculaires, ses limites émergent également : manque de fiabilité, risque d'**hallucinations** — phénomène dans lequel un LLM apporte une réponse erronée avec aplomb, présentée comme un fait absolument certain —, et difficulté à vérifier ses résultats. En réponse, l'état de l'art actuel en matière d'IA s'oriente résolument vers les systèmes hybrides. Ces architectures novatrices visent à marier la puissance de l'apprentissage profond et statistique (celle des LLM) avec des mécanismes de contrôle, de raisonnement et de vérification plus explicites et symboliques.

La tendance à l'hybridation est la reconnaissance que l'avenir de l'IA ne réside pas dans un seul paradigme, mais dans la combinaison intelligente des différentes couches de son histoire — des règles symboliques des systèmes experts à l'apprentissage profond — pour créer des systèmes à la fois puissants, fiables et gouvernables.

L'IA Générative : Principes et Compétition mondiale

L'IA générative a introduit une rupture en modélisant statistiquement de vastes volumes de textes, de connaissances et de données variées. Cette modélisation repose sur un principe de statistiques de succession ou de proximité de mots (ou *tokens*) au sein des jeux de données d'apprentissage. Le modèle crée ainsi un moteur de génération capable de fournir les mots les plus probables en succession à un mot ou un ensemble de mots donnés. À partir d'une question ou d'une instruction, appelée **prompt**, une suite de mots est alors générée en réponse.

La pertinence de ces réponses a été considérablement améliorée grâce à l'intégration du **mécanisme d'attention**. Ce mécanisme permet au modèle de s'adapter à la variabilité de la langue naturelle et de saisir les corrélations complexes entre les mots d'une phrase ou d'une séquence. Il examine en parallèle les successions possibles et propose les séries de mots les plus probables.

La concrétisation de ce principe par l'ouverture grand public de ChatGPT début 2023 est l'aboutissement d'un gigantesque pari scientifique, technique et financier. Ce pari s'est joué dans une course intense entre les laboratoires de R&D des GAFAM, initialement gagné par OpenAI avec le soutien massif de Microsoft. Cette compétition se diversifie aujourd'hui avec l'implication de Google, Facebook et Amazon, ainsi que de nouveaux acteurs chinois comme Deepseek et Alibaba ou l'entreprise française Mistral AI, redéfinissant les enjeux de la souveraineté technologique.

L'histoire de l'intelligence artificielle est celle d'une amplification des capacités humaines par la puissance technologique et l'innovation algorithmique. Cette trajectoire a connu un bond en avant spectaculaire avec l'avènement de l'IA générative au début de la décennie 2020. Aujourd'hui, la discipline entre dans une phase de maturité où l'on cherche à combiner différentes approches pour projeter de nouvelles formes d'intelligence, y compris humaines, dans nos outils. L'exploration actuelle

se concentre sur l'efficience : on privilégie désormais des modèles plus compacts, spécialisés et sobres en énergie, entraînés sur des données de haute qualité, avec des prompts conçus pour une efficacité maximale reposant sur des bases de connaissances pertinentes. Parallèlement, de nouvelles architectures émergent, utilisant des grappes d'IA spécialisées et l'intégration de connaissances externes pour garantir la précision et la pertinence des réponses. Les principaux axes de cette évolution sont détaillés ci-après.

1.1.6.1. L'ancrage et la vérification des résultats

Pour contrer le manque de fiabilité des modèles « purs », les chercheurs et les entreprises standardisent des mécanismes qui ancrent les sorties de l'IA dans des sources d'information externes et contraignent le raisonnement.

Le mécanisme le plus répandu est la **Génération Augmentée par la Récupération (*Retrieval-Augmented Generation*, RAG)**. Devenue une brique standard pour les applications d'IA en entreprise, le RAG ancre les réponses des LLM dans une base de connaissances externe et fiable (documents internes, bases de données, etc.), plutôt que de dépendre uniquement des informations mémorisées durant l'entraînement. Le processus est le suivant : la requête de l'utilisateur est d'abord utilisée pour récupérer les passages les plus pertinents de la base de données via une recherche sémantique ; ces extraits de texte sont ensuite insérés comme contexte dans le *prompt* envoyé au LLM. En forçant le modèle à utiliser ces faits vérifiés pour formuler sa réponse, le RAG facilite la vérification factuelle et réduit drastiquement le taux d'hallucination, rendant le système plus robuste et transparent.

Une autre méthode consiste à utiliser l'**Apprentissage par Renforcement à Récompense Vérifiable (*Reinforcement Learning with Verifiable Reward*, RLVR)**. Cette approche applique l'optimisation comportementale du *Reinforcement Learning* (RL), mais la récompense et/ou les contraintes de cette optimisation sont spécifiées de façon formelle. Souvent inspirées des règles explicites issues des anciens systèmes experts (règles logiques, logique temporelle), ces spécifications permettent d'entraîner un comportement qui est intrinsèquement conforme et auditable, assurant une adéquation forte avec les objectifs fixés.

Parallèlement aux approches de contrainte logique, la recherche s'intensifie sur l'**IA causale**. L'objectif est de dépasser la simple détection de corrélations statistiques par les LLM pour les amener à comprendre les relations de cause à effet réelles. L'intégration de modèles causaux — souvent basés sur des formalismes mathématiques rigoureux comme les graphes acycliques dirigés (DAG) — permettrait non seulement d'améliorer la prédiction, mais surtout de produire des explications vérifiables de la part des systèmes d'IA, cruciales dans des domaines comme le diagnostic médical ou la prise de décision réglementaire.

Avant que l'intelligence artificielle ne devienne synonyme de réseaux de neurones, une autre tradition, celle des **méthodes formelles** et du **raisonnement automatisé**, a longtemps incarné la quête d'une IA rigoureuse et explicable. Portée par des langages pionniers comme Lisp, cette approche visait à modéliser le raisonnement sur la base de la logique mathématique et de règles symboliques explicites. L'ambition était de créer des systèmes dont on pourrait prouver la correction de manière quasi-automatique à la manière d'un théorème mathématique.

Cependant, cette quête de la preuve parfaite s'est confrontée à une limite théorique fondamentale, connue sous le nom **d'indécidabilité**, initialement formulée par Gödel en 1931 pour les systèmes logiques (premier théorème d'incomplétude de Gödel), puis pour les propriétés sémantiques de tout programme informatique (théorème de Rice). En clair, dès qu'un système formel atteint un certain niveau de complexité, il devient mathématiquement impossible de créer un programme capable de répondre avec certitude à toutes les questions non triviales sur son comportement (par exemple : « Ce

programme est-il totalement exempt de failles de sécurité ? »).

Cette limite fondamentale explique pourquoi les approches purement formelles, malgré leur élégance théorique, n'ont jamais pu se généraliser en entreprise : elles sont trop coûteuses et fragiles face à un environnement changeant et complexe. Loin d'être un échec, cette première ère de l'IA a posé les bases d'une IA de confiance. L'émergence actuelle des **approches neuro-symboliques** marque donc une synthèse stratégique : elle consiste à fusionner la puissance d'apprentissage des modèles neuronaux avec cet héritage de rigueur formelle. L'objectif n'est plus de tout prouver, mais d'utiliser la logique comme un **garde-fou** (***guardrail***) pour contraindre, vérifier et expliquer les résultats, créant ainsi une IA à la fois performante et digne de confiance.

1.1.6.2. L'extension des capacités par l'agentivité

Les modèles ne se limitent plus à générer du texte ou des images ; ils sont désormais conçus pour interagir avec le monde extérieur, planifier et exécuter des actions concrètes. Cette évolution est rendue possible par la capacité pour un LLM d'appeler au cours de la génération de sa sortie des fonctions et des outils externes (***Function/Tool Calling***). Ces appels se basent sur une interface précisément définie, appelée **API**, permettant à un système automatisé d'exécuter une tâche précise (lire ou écrire dans une base de données, ouvrir une vanne, prendre une photo, ...).

Des standards émergent, tels que le **Model-centric Communication Protocol (MCP)**, pour normaliser la description des API et leur intégration dans les modèles (déclaration des outils, permissions, *sandboxing*[8], interopérabilité). Ces briques permettent de construire des **agents IA** capables de planifier une séquence d'actions et d'exécuter des *workflows* complexes, transformant le modèle en un chef d'orchestre d'opérations vérifiables et auditables au sein d'un système d'information.

1.1.6.3. L'échelonnement et la spécialisation des modèles

Afin de rendre les modèles d'IA les plus volumineux plus efficaces, spécialisés et moins coûteux à exploiter, de nouvelles architectures et stratégies de déploiement ont été adoptées. Ces efforts visent à optimiser le rapport performance/coût, que ce soit pour des modèles massifs ou pour des systèmes locaux.

L'architecture **Mixture of Experts (MoE)** est un développement marquant pour l'efficacité des très grands modèles. Le principe du MoE est d'augmenter considérablement le nombre de paramètres total (la capacité théorique du modèle) tout en maintenant le coût de calcul par inférence à un niveau gérable. Contrairement à un modèle « *Transformer* dense » classique où chaque *token* d'entrée active l'intégralité du réseau, un modèle MoE insère des couches composées de plusieurs sous-parties distinctes appelées « experts » (*Feed-Forward Networks* indépendants). Le composant clé est le **routeur**. Pour chaque *token*, le routeur détermine quels sont les experts les plus pertinents à solliciter. Seuls les experts sélectionnés sont sollicités pour calculer le résultat. Cette activation parcimonieuse (***sparse activation***) permet au modèle de disposer de milliards de paramètres, avec une charge de calcul effective équivalente à celle d'un modèle beaucoup plus petit, offrant une meilleure performance et une spécialisation fine pour un coût d'inférence donné.

D'autre part, la tendance vers les **modèles de petite taille (*Small Language Models*, SLM)** constitue l'autre pan de cette recherche d'efficacité. Des modèles optimisés à quelques milliards de paramètres seulement (comme Phi ou Gemma 2B/7B) peuvent désormais atteindre des performances

[8] Littéralement « Bac à sable », pratique de sécurité qui consiste à utiliser un environnement isolé et sûr pour effectuer des tests

remarquables sur des tâches spécifiques (raisonnement, code) après un entraînement ciblé. Ces SLM répondent au besoin de **frugalité** en divisant la consommation par un à deux ordres de grandeur et permettent un déploiement local dans les terminaux. Ils sont significativement moins coûteux à entraîner, à maintenir et à exécuter, et permettent une intégration directe sur des appareils embarqués (téléphones) ou des serveurs d'entreprise sans nécessiter le recours à des fermes de GPU massives. Ils ouvrent la voie à une IA plus distribuée et souveraine, spécialisée par domaine. Concrètement, cette approche est aujourd'hui accessible à tous : des applications comme *Locally AI* permettent de tester des modèles de LLM en local directement sur les dernières générations de smartphones.

En complément de ces stratégies architecturales, les techniques de **compression de modèles** jouent un rôle essentiel dans l'amélioration de l'efficacité opérationnelle. Des méthodes comme la **quantification** (réduction de la précision numérique des poids, par exemple de 32 bits à 4 bits) ou le **pruning** (élagage des connexions neuronales les moins pertinentes) permettent de réduire drastiquement la taille de la mémoire occupée et la latence d'inférence, souvent sans dégradation significative de la performance. Ces techniques sont indispensables pour déployer des modèles performants sur des infrastructures contraintes.

En conclusion, la spécialisation de modèles d'IAG plus compacts, opérant sur des jeux de données et des fonctionnalités spécifiques, constitue une alternative stratégique aux modèles massifs des acteurs dominants. Qu'ils soient utilisés de manière autonome ou organisés en grappes coopérantes — une configuration qui voit émerger de nouveaux rôles comme l'orchestrateur d'agents — ces systèmes offrent des solutions plus efficientes, moins onéreuses et résolument souveraines. Cette approche permet aux entreprises de s'affranchir de la dépendance aux plateformes tout en garantissant une maîtrise totale de leurs données stratégiques, depuis les prompts jusqu'aux bases de connaissances et aux réponses produites.

1.2. Cartographier la chaîne de valeur de l'IA : couches, acteurs, rapports de force

Comprendre l'IA, c'est aussi comprendre sa chaîne de valeur. La plupart des analyses distinguent six couches : (1) Matériel & infrastructures, (2) Données, (3) Modèles, (4) Plateformes & outils, (5) Applications, (6) Services & gouvernance. Dans les paragraphes qui suivent, nous présentons chacune de ces couches, identifions les principaux acteurs et situons les sources de valeur ajoutée.

1.2.1. Le matériel et infrastructures

Cette couche rassemble ce qui rend l'IA possible physiquement : des puces de calcul très parallèles, des serveurs qui les accueillent, des centres de données capables d'apporter la puissance nécessaire et de dissiper la chaleur produite et des réseaux à très haut débit.

Au centre de tout, les **GPU (*graphics processing units*)**. Historiquement conçus pour le jeu vidéo, ces puces servaient à décharger les ordinateurs des calculs liés à de grosses tailles de données. Ils excellent donc dans les calculs très parallèles sur de grands volumes de données, avec des applications évidentes en rendu 3D. Les générations successives de GPU ont rajouté de nouvelles fonctionnalités (crypto, calcul tensoriel), permettant de les rendre indispensables pour l'essor des blockchains et maintenant pour la révolution IA.

Le marché des puces, longtemps dominé par le duopole Nvidia et AMD, connaît une diversification accélérée. De nouveaux entrants comme Huawei, ou les GAFAM via une stratégie d'intégration

verticale, développent des processeurs spécialisés appelés ***Tensor Processing Units*** **(TPU)**. Ces unités, dédiées exclusivement aux calculs tensoriels de l'IA, offrent des gains d'efficacité de l'ordre de 30 % à 40 % par rapport aux GPU généralistes (e.g. Trainium2 d'AWS par rapport H100 de Nvidia). Cependant, l'adoption des TPU reste freinée par la supériorité de l'écosystème logiciel des GPU classiques.

Une nouvelle étape de spécialisation est désormais franchie avec l'émergence de puces « figées » dès la conception, à l'image du HC1 de la startup Taalas. Contrairement aux processeurs programmables, le HC1 est gravé pour exécuter un seul modèle spécifique (comme Llama 3.1), dont les poids sont directement intégrés au matériel via de la mémoire ROM. Ce sacrifice de la flexibilité permet de supprimer les goulots d'étranglement entre le calcul et la mémoire, atteignant des vitesses d'inférence records (jusqu'à 17 000 *token*s par seconde contre 230 pour une H200) avec une consommation énergétique réduite (200-250W contre 700W pour un H100). Cette approche met en évidence le potentiel énorme restant d'innovation dans la frugalité et l'efficacité opérationnelle des modèles.

La fabrication des GPUs : une *supply-chain*[9] mondialisée

De la silice aux salles blanches, l'itinéraire d'un GPU commence par un matériau banal en apparence : le quartz. Celui qui est extrait à Spruce Pine, en Caroline du Nord, est d'une pureté exceptionnelle, dit QHP. En conséquence, cette ville alimente à plus de 90% les verreries de fusion utilisées dans la fabrication des semi-conducteurs avancés. Le quartz est purifié, fondu puis cristallisé en lingots de silicium, éventuellement dopés (bore, phosphore) pour en ajuster les propriétés électriques. Ces lingots sont tranchés et polis miroir en ***wafers***[10] 300 mm par des acteurs spécialisés : Shin-Etsu (Japon), SUMCO (Japon), GlobalWafers (Taïwan), Siltronic (Allemagne), SK Siltron (Corée). L'épisode d'inondation des carrières de Spruce Pine fin 2024 a rappelé la vulnérabilité d'un maillon critique, même s'il serait possible d'utiliser du quartz synthétique, mais pour cinq à dix fois le prix.

Bien avant qu'un wafer ne voie une salle blanche, la puce est conçue dans les bureaux de Nvidia avec un logiciel EDA (*Electronic Design Automation*). Cette étape s'appuie sur un triopole – Synopsys (États-Unis), Cadence (États-Unis) et Siemens EDA (Allemagne) – qui se partagent 75 % du marché mondial. Les restrictions export décrétées par les États-Unis en mai 2025 ont mis au jour cette vulnérabilité, en coupant brièvement certains services en Chine, avant la levée des sanctions en juillet 2025. Des acteurs chinois commencent à émerger dans ce secteur, comme Empyrean, Primarius ou encore Semitronix. Le résultat de cette étape de conception est un jeu de photomasques EUV**.** Les masques EUV vierges sont fournis quasi-exclusivement par deux entreprises japonaises : AGC et Hoya.

Dans une salle blanche, typique d'un site TSMC, commence la succession d'étapes qui, couche après couche, transforment un disque de silicium en processeur graphique. Ce sont les étapes de préparation (dépôts de couches minces d'oxydes), enduction (ajout d'une couche de photorésine), photolithographie EUV (on expose la résine à travers le photomasque EUV), gravure (on retire la couche d'oxyde sous les parties exposées), implantation ionique (on change les propriétés électrochimiques de certaines parties de la puce), recuit rapide (on chauffe à plus de 1000 °C), nettoyage (on retire les restes de photorésine), création de liaisons électriques (en cuivre, cobalt et tantale) et polissage mécano-chimique. L'ensemble repose sur des gaz ultra-purs (argon, azote, hélium, néon, etc.) fournis par quelques grands industriels (Air Liquide, Linde). On répète ce cycle une cinquantaine de fois, couche par couche. À chaque cycle, métrologie et inspection garantissent

[9] Chaîne d'approvisionnement
[10] Plaquettes

l'alignement et la qualité des opérations effectuées.

Là encore, sur nombre d'étapes, des oligopoles existent, soit sur les matériaux – photorésine japonaise, gaz de haute-pureté –, ou sur les machines – photolithographie EUV avec ASML, machine d'enduction (*coater/developper track*[11]) avec Tokyo Electron, miroirs avec Zeiss, gravure et implantation ionique avec Lam Research et Applied Materials, métrologie avec KLA.

Le *wafer* gravé est testé, aminci, puis découpé. C'est alors que l'on arrive au vrai goulot d'étranglement de la production mondiale des GPU : *l'advanced packaging*[12]. Un GPU d'IA haut de gamme comprend, en plus de la puce précédemment gravée, un interposeur silicium de grande taille, plusieurs piles de mémoire HBM3e (Micron, Samsung, SK hynix) et un substrat ABF (avec un film sous monopole d'Ajinomoto) tous reliés avec la technologie CoWoS (*Chip-on-Wafer-on-Substrate*[13]). TSMC a triplé sa capacité CoWoS en 2025 à 75 000 wafers par mois, ce qui ne suffit toujours pas à répondre aux besoins de NVIDIA. De nouvelles usines CoWoS sont prévues par TSMC au Japon et en Arizona. Outre TSMC, les grands assembleurs installent des capacités d'*advanced packaging :* ASE (Taïwan), Amkor (USA).

Avant assemblage final, chaque GPU passe sur bancs de test automatiques (ATE), dont la fabrication des machines est dominée Advantest (Japon) et Teradyne (USA). L'étape finale agrège ces modules dans des serveurs d'IA complets, assemblés majoritairement à Taïwan (Foxconn, Quanta, Wistron, Inventec) ou aux États-Unis (Supermicro) intègrent cartes, alimentations, cartes réseau haut débit, et surtout refroidissement liquide devenu standard pour les densités actuelles. Ces serveurs rejoignent ensuite des centres de données conçus pour des puissances unitaires élevées et des réseaux optiques internes à très haut débit.

Ces centres de données demandent des infrastructures spécifiques capables de résister aux contraintes de poids, de chaleur et de sécurité, tout en assurant un approvisionnement constant en eau, électricité, et réseau internet. Quelques grands noms se distinguent : Dell, Atos, IBM, et les GAFAM.

1.2.2. Les données : le carburant de l'IA

Si le matériel fournit la puissance de calcul, la performance des modèles dépend fondamentalement de la qualité et de la quantité des données sur lesquelles ils sont entraînés. La donnée est le carburant irremplaçable de l'IA, transformant la simple architecture mathématique en une intelligence fonctionnelle.

1.2.2.1. La Montée en Puissance et les Enjeux de Quantité

L'ère du Deep Learning a été rendue possible par l'avènement du Big Data, permettant la construction de corpus de données (*datasets*) massifs atteignant des centaines de milliers de milliards de *tokens*. Ces corpus sont composés de sources hétérogènes visant à couvrir la quasi-totalité du savoir humain textuel, incluant typiquement l'ensemble de la littérature publique du Web (articles, forums, blogs), des ouvrages numérisés, des bases de données de code source (comme GitHub) et des transcriptions de données multimodales (vidéos, podcasts).

[11] Ligne d'enduction
[12] Technologie d'enrobage de pointe
[13] Puce sur plaquette sur substrat

Cependant, l'industrie atteint aujourd'hui un point de bascule. Si les données publiques du Web continuent de croître, leur qualité hétérogène et les enjeux de propriété intellectuelle poussent les concepteurs de modèles à modifier leur stratégie d'approvisionnement, ciblant vers de nouveaux gisements de données :

- Les **données curatées**, qui sont soigneusement sélectionnées et nettoyées, et les **données synthétiques**, générées artificiellement par des modèles d'IA pour pallier le manque de données réelles ou pour créer des scénarios spécifiques ou rares.

- Les **données d'usage et de métier** : les interactions quotidiennes des entreprises avec les modèles (via les *prompts*) et l'intégration de leurs bases de connaissances internes (via les RAG[14]) constituent un "carburant" d'une valeur inestimable. Pour les organisations, la maîtrise de ces données à forte valeur souveraine devient donc un impératif de gouvernance.

Le véritable pouvoir réside désormais dans le **cycle vertueux de la donnée** (***data flywheel***) : plus les modèles sont utilisés, plus ils génèrent de données (par exemple des conversations, des *prompts* affinés ou des retours utilisateurs) qui, après curation, servent à les améliorer, renforçant ainsi l'avantage compétitif des grandes plateformes technologiques.

1.2.2.2. Architecture de Stockage et Gouvernance

L'organisation des données est aussi critique que leur volume. Les bases de données traditionnelles (***Data warehouse***) sont conçues pour stocker des données structurées, nettoyées et prêtes à l'emploi (par exemple, des tableaux de bord et des indicateurs). Sa structure est définie et imposée *avant* l'écriture des données. On appelle cela l'approche *schema-on-write*. À l'inverse, le ***Data Lake*** est l'infrastructure privilégiée pour l'IA, car il stocke de grandes quantités de données brutes (fichiers log, documents, images, etc.) dans leur format d'origine, qu'elles soient structurées, semi-structurées ou non structurées. Dans un Data Lake, on structure la donnée (en y ajoutant un *schema*) uniquement au moment de la lecture (approche qui s'appelle logiquement *schema-on-read*). Cette flexibilité est essentielle pour le pré-entraînement massif des modèles, qui ont besoin de données aussi diverses et complètes que possible, même si elles ne sont pas immédiatement structurées.

Pour gérer la complexité et la distribution croissante des sources de données dans les grandes organisations, de nouveaux paradigmes émergent. Les bases de données distribuées (***Data Mesh***) sont une approche d'organisation décentralisée et socio-technique. Elles rompent avec l'idée d'une plateforme centrale unique. Au lieu de cela, la responsabilité des données est déléguée aux équipes métiers, qui traitent la donnée comme un produit (traçabilité, qualité, facilité d'accès) et non comme un sous-produit technique. Les bases de données distribuées privilégient l'autonomie des équipes et l'architecture par domaines d'activité.

Par contraste, la ***Data Fabric*** est une approche plus technique, visant l'intégration unifiée des données. Elle ne change pas l'organisation humaine, mais utilise des technologies pour connecter intelligemment des sources de données disparates, qu'elles soient dans des *Lakes*, des *Warehouses* ou des applications diverses. La *Data Fabric* s'appuie fortement sur l'automatisation, les techniques d'apprentissage automatique et les métadonnées (comme les graphes de connaissances) pour orchestrer l'accès aux données sans nécessiter de les déplacer ou de les consolider physiquement. Elle vise à fournir une vue unifiée et cohérente de toutes les données de l'entreprise. La gouvernance des données et le catalogue de la donnée sont devenus des outils indispensables pour maintenir la qualité, la traçabilité et l'accès éthique à ces actifs massifs.

[14] Génération à enrichissement contextuel

1.2.2.3. Qualité, biais, cybersécurité et cadre légal

La qualité de la donnée est un facteur déterminant, en particulier pour la phase de *fine-tuning*[15] des modèles. Le processus d'**annotation** ou de **labellisation** — au cours de laquelle des humains ou des IA attribuent une étiquette précise aux données — est essentiel pour l'apprentissage supervisé et pour des techniques comme le *Reinforcement Learning from Human Feedback*[16] (**RLHF**).

L'enjeu éthique majeur réside dans la gestion des biais et de l'équité**.** Les modèles tendent à reproduire, voire à amplifier, les biais structurels présents dans les corpus d'entraînement, ce qui peut générer des résultats discriminatoires. Pour limiter ces dérives, la mise en place de « comités éditoriaux » et une transparence accrue sur la constitution des jeux de données sont indispensables, en particulier pour les applications destinées au grand public.

De nouvelles problématiques de sécurité émergent avec les IA. Elles demandent de nouvelles compétences spécifiques en sécurité de l'IA, très peu répandues actuellement chez les RSSI des organisations. On peut notamment citer :

- **L'empoisonnement des données.** Cette attaque consiste à introduire des données corrompues ou altérées dans le jeu d'apprentissage pour manipuler le comportement futur du modèle ou créer des failles exploitables.
- **L'extraction de données d'entraînement.** Cette attaque vise à exfiltrer des informations confidentielles ou personnelles ayant servi à l'entraînement. Pour contrer ces risques, l'usage de techniques d'anonymisation, de pseudonymisation, ou encore la génération de données de synthèse sont préconisés afin de protéger les informations sensibles tout en préservant la capacité d'apprentissage du modèle.

Enfin, le cadre légal se durcit face à l'exploitation, souvent non autorisée, de vastes corpus de données protégées par le droit d'auteur. Les problématiques de propriété intellectuelle deviennent un point de friction majeur entre les ayants droit et les concepteurs de modèles. En réponse, les nouvelles réglementations, notamment au niveau européen, tendent à imposer des obligations de déclaration et de transparence sur les sources de données utilisées, transformant la conformité en un paramètre de conception indispensable pour les entreprises.

1.2.2.4. Mécanismes d'Utilisation pour l'IA

Sur le plan technique, la gestion des données a évolué pour interagir directement avec les modèles. Les bases de données vectorielles stockent les données sous forme d'*embeddings*[17] — des représentations numériques qui capturent la signification sémantique. Ces *embeddings* permettent aux modèles d'effectuer des recherches ultra-rapides basées sur la similarité et le contexte.

Pour l'architecture RAG (*Retrieval-Augmented Generation*), la donnée brute est d'abord divisée en petits fragments pertinents appelés *chunks*. Ces *chunks* sont ensuite transformés en *embeddings* et stockés, permettant au modèle de récupérer des informations hautement spécifiques et contextuelles pour ancrer sa réponse et éviter l'hallucination.

[15] Mise au point
[16] Apprentissage à partir du retour d'information humain
[17] Plongement vectoriel

1.2.3. Les modèles (fondationnels)

La couche des modèles constitue l'épicentre de la valeur et de la puissance dans l'écosystème de l'IA générative. Les modèles fondationnels, pré-entraînés sur des vastes corpus de données massifs, sont concentrent des connaissances et des capacités cognitives étendues. Leur architecture et leurs caractéristiques techniques (taille, efficacité) sont le facteur principal de la **différenciation concurrentielle**. L'enjeu de cette couche réside dans l'exploitation optimale de l'infrastructure pour concevoir et déployer des modèles performants, dans un marché structuré par une tension entre les approches propriétaires et ouvertes. Maîtriser la terminologie technique associée à ces modèles est donc essentiel pour évaluer leur positionnement stratégique, et bénéficier au mieux de leurs capacités transformationnelles des organisations.

1.2.3.1. Anatomie du modèle : structure et capacité

La puissance brute d'un modèle est principalement mesurée par son nombre de paramètres. Ce nombre colossal de poids neuronaux (souvent des dizaines, voire des centaines de milliards) est corrélé à la complexité des connaissances que le modèle a pu stocker à partir de ses *tokens* d'entraînement.

Le choix du nombre de paramètres n'est pas arbitraire, mais dicté par les *Neural Scaling Laws*. Ces lois empiriques, établies par des travaux comme ceux de Google ou OpenAI [Kaplan et al. 2020], [Hoffmann et al. 2022], démontrent qu'il existe un compromis optimal entre les trois facteurs limitants de l'entraînement : la quantité de données (compté en nombre de *tokens*), la puissance de calcul allouée (comptée en nombre d'opérations à virgule flottante : FLOPs) et le nombre de paramètres du modèle. Les *Neural Scaling Laws* indiquent que pour atteindre une performance maximale avec un budget de calcul donné, il est souvent plus efficace de privilégier l'entraînement d'un modèle de taille moyenne sur beaucoup plus de données, plutôt que d'entraîner un modèle immense sur moins de données. Elles sont le guide stratégique des concepteurs pour déterminer l'architecture la plus efficiente.

Pour concilier cette capacité massive avec des contraintes de coût et de vitesse d'exécution, l'industrie a recours à des architectures d'efficacité comme les MoE (*Mixture of Experts*). Cette architecture permet au modèle de conserver un grand nombre de paramètres (capacité théorique), mais de n'en activer qu'une petite fraction lors de l'inférence (par exemple, un modèle de 235 milliards de paramètres n'active que 22 à la fois). Cela permet d'atteindre la qualité d'un très grand modèle tout en réduisant considérablement la latence — définie comme le temps de réponse entre l'envoi de la requête et le début ou la fin de la réponse — et le coût de calcul par requête.

1.2.3.2. Le cycle de vie et la spécialisation

Le chemin d'un modèle fondationnel, depuis sa création jusqu'à son application finale, est découpé en phases qui définissent sa finalité. La première étape est le modèle de base, la version brute issue de la phase de pré-entraînement initiale, conçue pour la prédiction pure et non pour l'interaction.

Pour devenir utilisable par l'humain, le modèle subit un affinement (*fine-tuning*) qui lui apprend à suivre des instructions ou à converser. Les modèles dits *Instruct* ou *Chat* intègrent cette étape, souvent réalisée via un apprentissage par renforcement (RLHF *Reinforcement Learning from Human Feedback*). Cette phase est cruciale pour l'alignement (*alignment*) du modèle, c'est-à-dire le processus visant à garantir que les sorties du modèle sont cohérentes avec les objectifs, les valeurs éthiques et les garde-fous de l'opérateur.

Pour faciliter le déploiement sur des infrastructures limitées, une autre technique de spécialisation est la distillation. Elle consiste à entraîner un modèle plus petit (« étudiant ») à reproduire les sorties et le comportement d'un modèle plus grand (« enseignant »). La distillation est une méthode efficace pour

réduire drastiquement le nombre de paramètres tout en conservant une grande partie des performances du modèle source, créant ainsi des modèles plus frugaux pour l'inférence.

Enfin, certains modèles sont optimisés pour les tâches complexes via des techniques de *prompting* avancé (comme le *Chain-of-Thought*). Ces optimisations spécifiques sont parfois désignées par des qualificatifs comme *Thinking* dans le nom du modèle, indiquant une aptitude accrue au raisonnement et à l'agentivité.

1.2.3.3 L'optimisation pour la production et le déploiement

Zoom sur l'inférence : Dans la salle des machines d'un LLM

L'inférence est le moment de vérité où le modèle d'IA génère une réponse à partir d'une requête. Si l'utilisateur ne voit qu'un texte s'afficher, ce qui se joue « sous le capot » est un ballet algorithmique complexe. Pour un dirigeant, comprendre cette mécanique n'est pas une question de curiosité technique, mais un impératif pour maîtriser les coûts, garantir la fiabilité et optimiser la latence (temps de réponse).

Le processus se décompose en une séquence d'étapes fondamentales.

Étape 1 : De la question humaine au langage machine

Pour que le modèle traite une demande, celle-ci doit être convertie en mathématiques.

1. La ***Tokenisation*** (**découpage**) : Le texte est fragmenté en unités de base appelées *tokens* (mots, syllabes ou ponctuation). Par exemple, la phrase « **L'IA transforme l'entreprise »** pourrait devenir **["L'", "IA", "transforme", "l'", "entreprise"]**.

2. Le **Plongement Vectoriel** (***Embedding***) : Chaque *token* est projeté dans un espace géométrique multidimensionnel. Il devient un vecteur (une liste de nombres). Dans cet espace, les mots aux sens proches ("Roi" et "Reine") sont mathématiquement voisins. C'est ici que le modèle capte le sens sémantique.

Étape 2 : La « Roulette » Probabiliste (Le Cœur du Réacteur)

Une fois le texte vectorisé, le modèle ne « réfléchit » pas : il calcule la suite la plus probable.

1. **Le Calcul des l*ogits*** : Via des milliards d'opérations matricielles, le modèle attribue un score brut *(logit)* à chaque mot de son vocabulaire pour déterminer s'il peut être le prochain mot de la phrase.
2. **La Fonction *softmax* :** Ces scores sont transformés en pourcentages. On obtient une distribution de probabilités : le mot "chat" a peut-être 15% de chances de suivre le mot "le", tandis que "table" n'en a que 0.01%.
3. **Le Décodage** (l'instant du choix) : C'est l'étape critique. Le modèle doit choisir un seul *token* parmi cette liste probabiliste. Va-t-il prendre le plus évident (stratégie *Greedy*) ou tirer au sort pour varier le propos (stratégie *Sampling*) ?
4. **La Répétition de la boucle.** Le *token* choisi est ajouté à la fin de la séquence d'entrée, et tout le processus recommence pour générer le *token* suivant. C'est ce qu'on appelle un **processus auto-régressif** : le modèle se nourrit de ses propres prédictions pour construire la suite de la réponse, mot par mot, jusqu'à atteindre une condition d'arrêt.

Le pilotage fin : le savoir-faire de l'opérateur d'IA

La description ci-dessus pourrait laisser penser à un automate, mais chaque étape de la génération est en réalité un tableau de bord rempli de leviers. La capacité à manipuler ces paramètres est ce qui distingue une utilisation basique de l'IA d'une véritable industrialisation créatrice de valeur. Voici les principaux « potentiomètres » appelés **hyperparamètres** à la disposition d'un opérateur d'IA :

1. ***Contrôler la créativité et la cohérence***
    a. **Température** : C'est le thermostat de la créativité. Il s'applique lors de l'étape *Softmax* pour "aplatir" ou "polariser" les probabilités.
    Exemple (**basse**, T=0.1) : Les probabilités des mots les plus probables sont renforcées. Le modèle devient conservateur, quasi-déterministe. Quand l'utiliser ? Pour des tâches factuelles : résumé de texte, classification, extraction d'information, rédaction de documents juridiques ou financiers.
    Exemple (**haute**, T=0.9) : Les probabilités sont plus équilibrées, donnant une chance à des mots plus rares d'être choisis. La créativité augmente, mais le risque d'incohérence et d'hallucination aussi. Quand l'utiliser ? Pour du brainstorming, la rédaction de slogans publicitaires, la création de contenu artistique.
    b. **Top-P** (Nucleus Sampling) : Une autre façon de contrôler l'aléatoire. Au lieu de considérer tous les mots, on ne considère que le plus petit ensemble de mots dont la probabilité cumulée dépasse un certain seuil P.
    Exemple (P=0.95) : On classe les mots du plus probable au moins probable et on ne garde que ceux nécessaires pour atteindre 95% de la masse de probabilité. Cela permet de conserver une grande créativité tout en éliminant les mots vraiment improbables et farfelus. C'est souvent le réglage le plus équilibré.
    c. **Top-K** : Le plus simple des filtres. On limite le choix du modèle aux K mots les plus probables, et on tire au sort parmi ceux-là.
    Exemple (K=50) : Le modèle n'aura le droit de choisir que parmi les 50 mots les plus probables. Utile pour éviter les dérives sans trop brider la créativité.
2. ***Maîtriser la forme, le coût et la latence***
    a. **Longueur maximale (*Max New Tokens*) :** Il définit le nombre maximal de *tokens* que le modèle peut générer. C'est une sécurité indispensable pour contrôler les coûts (chaque token est facturé) et s'assurer que les réponses ne partent pas dans des digressions infinies.
    b. **Séquences d'arrêt (*Stop Sequences*) :** L'opérateur peut définir une liste de mots ou de phrases (ex: **"\nUtilisateur:"**, **"FIN"**) qui provoquent l'arrêt de la génération si le modèle génère l'une de ces séquences. C'est crucial pour le formatage de la sortie, notamment dans les applications de type *chatbot* ou pour l'intégration via API.
3. ***Assurer la fluidité (mais pas l'éthique)***
    a. **Pénalité de répétition** (***Repetition Penalty***) : Ce paramètre pénalise les *tokens* qui sont déjà apparus dans la conversation récente, afin d'éviter que le modèle ne se bloque dans une boucle répétitive ("Je suis désolé, je suis désolé, je suis désolé..."). Un réglage subtil de ce paramètre favorise la richesse lexicale. Ce paramètre corrige les bégaiements du robot, mais ne corrige pas les biais cognitifs ou sociétaux (sexisme, racisme) inhérents aux données d'entraînement.
    b. **Pénalité de présence (*Presence Penalty*)** : Similaire au précédent, mais la pénalité est fixe et s'applique dès qu'un *token* est apparu au moins une fois. Cela encourage le modèle à introduire de nouveaux concepts et à ne pas tourner en rond sur les mêmes idées.

Conclusion : Où réside la vraie valeur ?

L'inférence n'est pas de la magie, c'est de la statistique appliquée. C'est un processus complexe qui offre une surface de contrôle immense. Au-delà de la qualité des données (qui reste le carburant

indispensable), c'est bien dans la finesse de ces paramétrages que se forge l'avantage concurrentiel opérationnel. C'est cette expertise qui permet de transformer un modèle générique en un assistant métier de haute précision. Savoir ajuster ces curseurs pour trouver l'équilibre parfait entre créativité, coût et latence est une compétence rare. C'est là que réside la capacité d'une entreprise à passer d'une simple expérimentation à une industrialisation performante et sur-mesure.

L'étape de l'inférence — l'opération consistant à exécuter le modèle pour générer une sortie en production — nécessite des optimisations drastiques pour maîtriser la **latence** et le **débit** (*throughput* : mesuré en *tokens* générés par seconde).

La quantification, évoquée précédemment, permet de réduire la précision numérique des poids du modèle (passant par exemple de 32 bits à 8 bits). Si le nombre total d'opérations nécessaires (FLOPs) reste le même (environ deux fois le nombre de paramètres du modèle pour la production d'un *token*), la quantification permet de diminuer drastiquement la mémoire nécessaire pour stocker les paramètres et, surtout, elle permet aux GPU d'effectuer ces calculs plus rapidement. Par exemple, pour une carte graphique H200 SXM, il est indiqué une capacité de 34 TFLOP/s en FP64, 67 TFLOP/s en FP32, et 3958 TFLOP/s en FP8. Par ailleurs, la faible précision (8 bits) augmente l'efficacité de la bande passante mémoire et du calcul, réduisant ainsi la latence globale.

L'une des techniques d'optimisation les plus fondamentales est le **traitement par lots *(batching).*** Plutôt que de traiter chaque requête utilisateur individuellement dès qu'elle arrive — une approche coûteuse et inefficace —, le *batching* consiste à les regrouper pour les exécuter simultanément. On peut comparer cela à la gestion d'un four à pizza : il est bien plus rentable d'enfourner dix pizzas en même temps que de chauffer le four pour une seule. En pratique, cette méthode maximise l'utilisation des GPU, augmentant ainsi considérablement le débit tout en réduisant drastiquement le coût par requête. Cet arbitrage est au cœur des décisions d'industrialisation : on accepte une légère augmentation de la latence pour un utilisateur — qui doit attendre que le batch soit complet — en échange d'une efficacité économique et d'une capacité à servir un grand nombre d'utilisateurs. La maîtrise de cette technique est donc une condition essentielle pour déployer une IA à grande échelle de manière économiquement viable.

Cependant, pour des services interactifs comme un assistant ou un *chatbot*, l'attente imposée par le *batching* classique peut être rédhibitoire. C'est ici qu'intervient la technique à l'état de l'art : le ***batching* continu** (***Continuous Batching***). Pour reprendre notre analogie, imaginez maintenant non plus un four traditionnel, mais un four à convoyeur, comme dans les grandes pizzerias. Dès qu'une pizza est cuite et sort à une extrémité, on peut immédiatement en ajouter une nouvelle à l'autre bout, sans attendre de vider ou de remplir complètement le four. Cette approche dynamique permet de libérer les ressources de calcul dès qu'une requête se termine pour en traiter une nouvelle, réduisant ainsi considérablement le temps de réponse perçu par l'utilisateur.

Pour pousser l'optimisation encore plus loin, il faut s'attaquer à deux autres goulots d'étranglement : le gaspillage de l'espace dans le four (la mémoire) et l'énergie dépensée pour la cuisson (le calcul).

- Pour la gestion de l'espace (la mémoire) : la technique du ***Paged Attention*** s'attaque à la fragmentation de la mémoire "d'attention" (le *KV Cache*), qui est la mémoire de travail où le modèle stocke les relations entre les mots d'une requête. Traditionnellement, cette mémoire devait être allouée en un seul grand bloc continu. C'était comme devoir réserver une seule plaque de cuisson géante pour une petite pizza, gaspillant ainsi tout l'espace autour. Le *Paged Attention* divise cette mémoire en blocs plus petits et non contigus, à la manière des mécanismes de pagination des systèmes d'exploitation. C'est notre système de plaques de

cuisson modulaires qui s'assemblent à la demande pour s'adapter au mieux à la taille de la pizza souhaitée. On peut ainsi traiter des requêtes beaucoup plus longues ou un plus grand nombre de requêtes simultanément, sans gaspillage et avec la même infrastructure.

- Pour l'efficacité du calcul : les algorithmes de ***Fast Attention***, quant à eux, s'attaquent à la complexité quadratique du mécanisme d'attention standard, qui compare chaque mot à tous les autres. Concrètement, cela signifie que pour une requête deux fois plus longue, le coût de calcul est traditionnellement multiplié par quatre. Fast Attention regroupe une famille d'algorithmes (***FlashAttention*** par exemple) qui, au lieu de comparer exhaustivement chaque mot à tous les autres, utilisent des astuces mathématiques pour se concentrer sur les interactions les plus pertinentes. Le résultat est une exécution beaucoup plus rapide et moins énergivore, rendant les applications temps réel économiquement possibles

Combinées, ces techniques ne sont pas de simples "astuces de cuisine". Elles sont les moteurs de la viabilité économique et de la performance des IA génératives à grande échelle. Elles déterminent la capacité d'une entreprise à offrir un service réactif à des millions d'utilisateurs sans faire exploser ses coûts d'infrastructure.

1.2.3.4 Entraînement et fine-tuning : les coulisses de la création d'un LLM performant

Après avoir exploré les arcanes de l'inférence, il est temps de plonger dans les étapes amont : l'entraînement et le fine-tuning. Pour les entreprises qui souhaitent s'aventurer dans ces phases de conception et d'adaptation des modèles, une expertise technique fine est non seulement nécessaire, mais constitue également un levier stratégique fondamental pour se différencier sur le marché. C'est à travers la maîtrise de ces processus que se construisent la performance, la frugalité et la capacité à créer des solutions d'IA véritablement sur-mesure.

L'entraînement initial *(pre-training)* : un investissement colossal

L'entraînement initial ou pre-training est l'étape la plus fondamentale et la plus coûteuse. Il s'agit de donner au modèle sa connaissance "généraliste" du monde en lui faisant ingérer des quantités astronomiques de données non structurées (textes, code, images, etc.) pour qu'il apprenne les bases du langage, du raisonnement et de la connaissance du monde. Ce processus, qui peut durer des semaines, voire des mois, mobilise des ressources considérables.

Le choix de l'architecture (le "plan de construction" du modèle) est une décision stratégique. L'architecture Transformer, popularisée par GPT, est aujourd'hui dominante, mais d'autres approches existent. Le nombre de paramètres est un indicateur de sa complexité et de sa capacité à apprendre. Les modèles les plus performants comptent aujourd'hui des milliers de milliards de paramètres.

L'entraînement se nourrit d'un corpus de données colossal : des téraoctets, voire des pétaoctets, de textes provenant d'Internet (livres, articles, pages web, code source, conversations). Il est d'abord « *tokenisé* » puis converti en plongements vectoriels (*embeddings*), comme pour les phases d'inférence. La qualité, la diversité et la fraîcheur de ce corpus sont primordiales. Ces données doivent être nettoyées, dédupliquées et organisées avec soin. La composition du jeu de données (proportion de texte, de code, d'images, de différentes langues) influence fortement le comportement du modèle. Elles constituent souvent un actif stratégique d'une entreprise et doivent être protégées comme tel.

Le modèle apprend en faisant des prédictions (par exemple, quel est le mot suivant dans une phrase) et en comparant ses prédictions à la réalité. La **Fonction de Perte *(Loss Function***) est une fonction mathématique qui mesure précisément l'écart entre la prédiction du modèle et la "vérité terrain" (la réponse correcte attendue). Si le modèle prédit une faible probabilité pour le mot correct, la fonction de perte attribuera un score d'erreur élevé. L'objectif fondamental de l'entraînement est de minimiser collectivement cette fonction de perte, ajustant les milliards de paramètres du modèle pour que ses

prédictions soient de plus en plus justes, avec des techniques d'optimisation telles que la descente de gradient stochastique. La conception et le choix de la fonction de perte par les ingénieurs est une décision critique, car elle détermine ce que le modèle apprend à prioriser pour atteindre ses objectifs.

L'entraînement se déroule par cycles itératifs et constants sur les vastes quantités de données :

- Les données sont divisées en petits groupes, les ***batchs*** *(Batch Size)*, traités simultanément par le modèle.
- Une Époque (*Epoch*) représente un passage complet de l'ensemble du corpus d'entraînement à travers le modèle. Un entraînement peut nécessiter des centaines, voire des milliers d'époques.
- Le Taux d'Apprentissage (*Learning Rate*) contrôle l'amplitude de chaque ajustement des paramètres. Un taux bien calibré est essentiel pour un apprentissage efficace et stable.

Pour s'assurer que le modèle ne mémorise pas simplement les données d'entraînement (*overfitting*), on divise les données d'entraînement en ensembles distincts : un premier **jeu d'entraînement** qui sert à l'entraînement à proprement parler, et un **jeu de test** qui permet de garantir la capacité du modèle à généraliser à de nouvelles situations et d'éviter qu'il n'apprenne les "bruits" plutôt que les règles fondamentales. Un troisième **jeu dit de validation**, est souvent aussi utilisé pour ajuster les hyperparamètres du modèle (température, top-k, ...).

L'entraînement initial d'un modèle de fondation est une entreprise pharaonique, réservée à une poignée d'acteurs mondiaux disposant de ressources de calcul GPU et d'expertises humaines colossales. Les coûts d'entraînement d'un modèle de pointe peuvent s'élever à des centaines de millions de dollars. Par exemple, l'entraînement des plus grands modèles exige de l'ordre de 10^{25} FLOPs, nécessitant l'utilisation simultanée de dizaines, voire des centaines de milliers de GPU haut de gamme (H200, B200) pendant plusieurs mois.

Il est crucial de comprendre cette complexité et ces coûts afin d'arbitrer intelligemment entre développer, acheter ou s'appuyer sur l'écosystème open source. La régulation croissante autour de l'entraînement des modèles, bien que visant la confiance, impose également des contraintes de conformité qui peuvent fragiliser les entreprises moins préparées.

Le *Fine-tuning* : L'art de la spécialisation agile au service de l'entreprise

Pour la grande majorité des entreprises, la stratégie la plus pertinente n'est pas de construire un LLM généraliste à partir de zéro, mais d'exploiter le principe du *Transfer Learning* : prendre un modèle pré-entraîné et le spécialiser sur des tâches spécifiques ou des domaines métiers.

Le ***fine-tuning*** requiert un jeu de données beaucoup plus petit que le pré-entraînement, mais d'une qualité et d'une pertinence exceptionnelles. Ces données, souvent propriétaires à l'entreprise, sont la clé pour infuser l'expertise métier dans le modèle et créer un avantage compétitif différenciant. Leur préparation et annotation sont un art exigeant, nécessitant une compréhension approfondie des processus et de la sémantique de l'entreprise.

Il existe plusieurs approches pour adapter un modèle, de la plus lourde à la plus frugale, chacune impliquant un arbitrage entre coût, performance et complexité. Le ***Full Fine-tuning*** consiste à ajuster tous les paramètres du modèle sur le nouveau jeu de données, ce qui est efficace pour obtenir des performances maximales mais reste coûteux en ressources de calcul. Une approche plus ciblée est le **Fine-tuning Partiel**, qui ne réentraîne que les dernières couches du modèle, les plus spécifiques à la tâche, pour des ajustements moins gourmands en calcul. Enfin, des techniques de pointe comme le **PEFT (*Parameter-Efficient Fine-Tuning*)** et **LoRA (*Low-Rank Adaptation*)** sont particulièrement prometteuses pour les entreprises. Elles permettent de spécialiser un modèle en n'ajoutant et en

n'entraînant qu'un très petit nombre de paramètres supplémentaires (parfois moins de 1% des paramètres du modèle de base), sans toucher au modèle original. Cela réduit drastiquement les coûts de calcul, le temps d'entraînement et la taille des modèles finaux, rendant le fine-tuning accessible et agile.

Pour que le modèle ne soit pas seulement performant mais aussi "bienveillant" et conforme aux valeurs humaines, l'**apprentissage par renforcement à partir de rétroaction humaine (RLHF)** est crucial. Des évaluateurs humains classent les réponses du modèle, et ces retours sont utilisés pour affiner son comportement, l'alignant avec des préférences humaines complexes, connue sous la règle des 3H : *helpful, honest, harmless* (utile, honnête, inoffensif).

Modèles *open source* vs. *closed source* : un choix stratégique pour l'entreprise

La capacité à fine-tuner un modèle, et plus largement la stratégie d'IA d'une entreprise, dépend fondamentalement du modèle de base choisi. Ce choix implique des arbitrages stratégiques majeurs en termes de performance, de coût, de contrôle et de souveraineté. Ce coût colossal structure le marché de manière bifide :

1. **Modèles propriétaires (*Closed Source*) :** Principalement développés par les *hyperscalers*[18] historiques (ex. OpenAI/Microsoft, Google), ces modèles dits "*frontier*" sont gérés de manière exclusive et représentent la pointe absolue de la performance. Ils créent une forte dépendance de l'utilisateur vis-à-vis du fournisseur et de son infrastructure. L'opacité de leur fonctionnement limite la capacité d'audit et la personnalisation fine, posant des questions de souveraineté des données et des algorithmes.
2. **Modèles ouverts (*Open Source*) :** Malgré la centralisation de l'infrastructure d'entraînement, de grands acteurs, comme Meta ou des entreprises chinoises comme DeepSeek ou Alibaba, choisissent de publier leurs modèles, ainsi que les poids après entraînement. On parle alors de modèles ***open weight***. Ces modèles permettent aux entreprises d'auditer leur fonctionnement, de les déployer sur leurs propres infrastructures et de les fine-tuner en profondeur sans dépendance à un fournisseur unique. Ils sont également essentiels pour les stratégies de *Small Language Models* (SLM), plus frugaux et adaptés à des déploiements locaux ou embarqués. Ils permettent ainsi une meilleure maîtrise des coûts et une plus grande résilience face aux évolutions des offres commerciales. Tirer parti de ces modèles exige toutefois une expertise interne plus poussée pour leur intégration, optimisation et sécurité.

Que le modèle soit ouvert ou fermé, l'enjeu de l'opacité est partiellement adressé par l'adoption croissante des ***Model Cards***. Ces fiches d'identité standardisées documentent de manière transparente l'usage prévu du modèle, ses biais connus et ses métriques de performance, contribuant à une meilleure gouvernance et à une sélection plus éclairée. Elles sont un outil essentiel pour la confiance et la conformité, permettant d'anticiper les risques liés à l'IA.

ATELIER PRATIQUE : Décrypter la fiche d'identité d'un modèle d'IA

Les noms des modèles d'intelligence artificielle modernes, souvent longs et techniques, sont en réalité des fiches d'identité qui résument leurs caractéristiques fondamentales. Décrypter ces chaînes de caractères est essentiel, car elles informent sur la capacité, la frugalité et le type d'usage du modèle. Elles permettent d'évaluer l'adéquation de l'outil à la tâche, d'estimer ses coûts opérationnels et d'anticiper ses performances. Les *Model Cards* sont des outils de documentation standardisés qui facilitent considérablement cette compréhension.

[18] Géants du cloud

Prenons un exemple complexe et très représentatif : **Qwen3-VL-235B-A22B-Thinking-FP8**.

La première partie du nom identifie l'origine du modèle. **Qwen3** désigne la **famille de modèles** (ici, Qwen) et sa **version architecturale**. La version est importante car elle indique l'évolution technologique, tandis que la famille désigne l'entreprise qui a conçu le modèle. Le segment chiffré, comme **235B**, est le marqueur du nombre de paramètres du modèle, soit 235 milliards ici.

Le segment **VL** signifie *Vision-Language*, indiquant qu'il est multimodal et capable d'interpréter à la fois le texte et les images. D'autres modèles peuvent porter la mention Code pour indiquer une spécialisation dans la programmation, ou Audio pour le traitement du son.

Un segment additionnel, devenu fondamental avec la généralisation des grands modèles, concerne l'**efficacité d'exécution**. Dans le cas des architectures *Mixture of Experts* (MoE), le terme A22B (pour *Active*) fournit une nuance vitale par rapport à la taille totale. Il signifie que, sur les 235 milliards de paramètres, seuls 22 milliards sont effectivement mobilisés pour le calcul lors de l'inférence de chaque *token*. Ces désignations alphanumériques supplémentaires, souvent rencontrées dans les noms de modèles complexes, peuvent indiquer une variante spécifique de l'architecture, un nombre de paramètres pour une partie précise du modèle, ou une configuration particulière.

Les marqueurs d'entraînement sont également cruciaux. Un modèle **Base** est le modèle brut issu de la phase de pré-entraînement initial, conçu pour la prédiction pure, mais pas nécessairement pour l'interaction. Des qualificatifs comme Instruct ou Chat indiquent qu'il a subi une phase d'affinement pour suivre des instructions ou engager une conversation cohérente. Enfin, des termes sophistiqués comme Thinking suggèrent une optimisation spécifique des capacités de raisonnement et d'agentivité, le rendant apte à décomposer des problèmes complexes via des techniques comme le *Chain-of-Thought*.

Le dernier segment renseigne sur les techniques d'optimisation utilisées pour faciliter le déploiement en environnement réel. FP8 se réfère au format de la quantification des poids. Dans ce cas, les poids ont été réduits à des nombres flottants 8 bits diminuant drastiquement la taille du modèle sur disque et sa latence d'inférence, en échange d'une perte de précision minime.

1.2.4. Les plateformes et *frameworks*

Les modèles concentrent l'attention médiatique, mais leur valeur réelle dépend d'une pile logicielle plus large. Entre l'algorithme théorique et le produit industriel, une succession de couches techniques — *frameworks* d'entraînement, compilation, optimisation matérielle, moteurs d'inférence — conditionne performance, coût et fiabilité. L'état de l'art ne se joue plus uniquement au niveau du modèle, mais dans l'intégration de cette pile complète.

Les *frameworks* d'entraînement constituent la première brique. Ces outils permettent de définir des graphes de calcul différentiables et d'automatiser l'optimisation par descente de gradient à grande échelle. **PyTorch** — développé par Meta — s'est imposé comme standard de facto en recherche comme en industrie grâce à sa flexibilité et à la richesse de son écosystème. **JAX** — développé par Google et Nvidia — privilégie une approche plus fonctionnelle et fortement compilée, particulièrement adaptée à l'entraînement distribué de très grands modèles. **TensorFlow**, pionnier historique développé par Google, bien qu'en perte de vitesse demeure toujours présent dans certaines infrastructures industrielles.

Au-dessus de ces *frameworks* intervient une couche souvent moins visible mais hyper-stratégique : la **compilation des modèles**. Des briques comme MLIR (développé par un ingénieur de Google)

introduisent des représentations intermédiaires permettant de transformer et d'optimiser finement les graphes de calcul. OpenXLA vise à unifier ces optimisations pour différents matériels (GPU, TPU, accélérateurs spécialisés), avec de nombreux acteurs leaders du domaine de l'IA contribuant sous licence libre sur un terrain neutre vu comme un commun du numérique.

Dans cet océan de *frameworks*, une dernière couche, la plus basse, devient déterminante pour une IA bien optimisée. Ces *frameworks* permettent d'écrire des ***kernels*** — fonctions de calcul massivement parallèles — directement optimisées pour l'architecture matérielle cible. Les performances des modèles modernes reposent largement sur ces bibliothèques spécialisées (cuDNN, TensorRT) et sur des kernels personnalisés permettant d'optimiser des opérations critiques comme l'attention ou les multiplications matricielles. **CUDA**, développé par Nvidia, constitue aujourd'hui l'infrastructure logicielle dominante pour exploiter les GPU de Nvidia. Certains acteurs développent également leurs propres interfaces bas niveau, comme le **Neuron Kernel Interface (NKI)** d'Amazon Web Services pour ses puces Trainium.

La performance finale dépend en effet étroitement du matériel. GPU, TPU et puces spécialisées imposent des contraintes et offrent des opportunités d'optimisation différentes. La co-conception modèle–compilateur–matériel devient un levier stratégique : un même modèle peut présenter des écarts significatifs de coût et de latence selon la qualité de son intégration logicielle.

Les stratégies d'intégration verticale adoptées par les *hyperscalers* s'expriment donc pleinement dans ce cadre, avec des accords de partenariat privilégiés pour que les créateurs de modèles entraînent leurs modèles sur leurs infrastructures spécifiques en priorité. Par exemple Amazon et Anthropic ont signé un accord pour l'entraînement du modèle Claude sur le supercalculateur « projet Rainier ». Des efforts similaires ont aussi été tentés en Chine, avec DeepSeek R2 sur les puces Huawei Ascend, sans succès pour l'instant.

En production, la question centrale devient celle de l'inférence. Des moteurs spécialisés comme vLLM — projet du laboratoire Sky Computing de l'UC Berkeley — optimisent l'exécution des grands modèles de langage en gérant efficacement la mémoire (notamment les caches d'attention) et le traitement simultané de nombreuses requêtes. Parallèlement, des outils comme Ollama (développé et maintenu par Meta) facilitent l'exécution locale de modèles open source. Cette portabilité répond à des besoins de souveraineté, de confidentialité et de maîtrise budgétaire, en permettant un déploiement *on-premise*[19] ou sur des infrastructures contrôlées.

Au total, la compétition ne porte plus seulement sur la qualité d'un modèle isolé, mais sur la maîtrise de l'ensemble de la pile logicielle. La capacité à entraîner, compiler, optimiser et déployer efficacement constitue désormais un avantage stratégique aussi déterminant que l'innovation algorithmique elle-même. Toute politique industrielle ou stratégie de souveraineté en matière d'IA qui ignorerait cette partie de la chaîne de valeur s'exposerait à une dépendance structurelle, indépendamment de ses avancées scientifiques.

1.2.5. Les applications

Au-delà des modèles et des infrastructures sous-jacentes, la couche des **applications et plateformes d'exploitation** représente le point culminant de la chaîne de valeur de l'IA. Elle constitue l'interface concrète qui transforme la capacité algorithmique brute des modèles, en solutions opérationnelles et utilisables. Pour les entreprises, cette strate est fondamentale pour démocratiser l'usage de l'IA, accélérer son déploiement à l'échelle et garantir une intégration fluide dans les processus métiers

[19] Sur site

existants. C'est ici que l'intelligence artificielle passe du potentiel technologique à la création de valeur tangible pour l'organisation et ses collaborateurs.

Cette couche englobe en premier lieu les **interfaces utilisateur (UI) pour modèles génératifs**, qui fournissent des parcours interactifs pour dialoguer avec les modèles. Des solutions telles que Open-WebUI permettent de bâtir rapidement des interfaces de chat, des assistants de rédaction ou des générateurs de contenu, souvent en exploitant des modèles hébergés localement ou sur des infrastructures contrôlées. Leur rôle est crucial pour rendre l'IA accessible aux non-experts et pour faciliter l'expérimentation rapide de cas d'usage métiers.

Parallèlement, les **plateformes Low-Code/No-Code IA** abstraient la complexité du développement pour permettre aux utilisateurs métier, aux analystes ou aux développeurs citoyens de créer des workflows ou des applications IA sans écrire de code. Des exemples de plateformes tels que Microsoft Power Apps, n8n, Bubble ou OutSystems réduisent significativement le *time-to-market*[20] et favorisent l'appropriation de l'IA par un public élargi, ce qui est essentiel pour passer de l'expérimentation à l'industrialisation.

Pour des cas d'usage plus complexes, des outils d'**orchestration et d'agentivité** sont devenus indispensables. Ces plateformes permettent d'orchestrer des agents IA et de chaîner les appels à différents modèles ou outils externes (via le *Function/Tool Calling*[21]). Des solutions comme LangChain, SuperAGI ou Microsoft Copilot Studio facilitent la conception de systèmes capables de planifier, d'interagir avec l'environnement et d'exécuter des actions concrètes. Cette capacité appelle l'émergence de nouveaux rôles humains comme les orchestrateurs et les superviseurs d'IA, dont le rôle sera de guider et de valider les actions des systèmes autonomes.

Les enjeux stratégiques pour les entreprises sont multiples. La maîtrise et la souveraineté sont primordiales : en choisissant des outils de déploiement local (comme Ollama) ou des interfaces open-source (telle Open WebUI), les organisations peuvent maintenir leurs données sensibles sur leurs propres serveurs, assurant ainsi confidentialité et autonomie. Cela représente une alternative viable aux solutions propriétaires des grands acteurs du cloud, renforçant la capacité des entreprises à s'affranchir de dépendances techniques. De plus, ces plateformes offrent une grande agilité et des opportunités de personnalisation, permettant une logique incrémentale et une différenciation rapide par la création d'une IA sur-mesure, ancrée dans le métier et utilisant des prompts optimisés. Cette flexibilité est essentielle pour s'adapter aux processus métiers particuliers.

Par ailleurs, une interface bien conçue est cruciale pour l'expérience utilisateur et l'appropriation des solutions IA. En définitive, cette couche est le pont entre le potentiel technologique de l'IA et sa valeur concrète pour l'organisation. Sa maîtrise est une condition essentielle pour passer d'une logique d'expérimentation (*Proof of Concept*) à une industrialisation robuste et coordonnée, intégrant l'IA dans une gouvernance de la donnée étendue et un suivi rigoureux de la performance.

1.2.6. Les services et la gouvernance : assurer la pérennité et la fiabilité

La sixième et dernière strate de la chaîne de valeur, dédiée aux services et à la gouvernance, constitue le cadre essentiel pour transformer l'innovation en un actif stratégique pérenne et fiable. Elle assure l'encadrement, la sécurisation et l'intégration de l'IA dans le fonctionnement global de l'entreprise, garantissant que la technologie serve des objectifs clairs et maîtrisés.

[20] Délai de mise sur le marché
[21] Appel de fonction/d'outil

Au cœur de cette couche se trouvent les pratiques de MLOps (*Machine Learning Operations*[22]). Elles sont indispensables pour gérer le cycle de vie complet des modèles d'IA une fois déployés en production. Des plateformes comme MLflow jouent un rôle crucial dans la surveillance continue de la performance des modèles. Elles permettent de détecter le *drift* (la dérive des performances dues à l'évolution des données ou du contexte) et d'anticiper les biais émergents, assurant ainsi la fiabilisation et la pertinence des systèmes sur le long terme.

Parallèlement, l'**audit IA** prend de l'ampleur, notamment avec l'entrée en vigueur de régulations comme l'AI Act. Des outils et méthodologies, tels que ceux proposés par Giskard (open-source) ou des *frameworks* d'évaluation plus généralistes, permettent d'analyser la robustesse, la sécurité, l'équité et la conformité des modèles. Ces audits sont essentiels pour identifier et mitiger les risques, notamment les biais discriminatoires qui peuvent être amplifiés par les modèles, ainsi que pour évaluer l'impact environnemental des déploiements IA. La transparence sur les processus d'entraînement et de contrôle devient une exigence clé pour établir un rapport de confiance avec les utilisateurs et les régulateurs.

La dimension humaine et organisationnelle reste également un pilier d'une intégration IA réussie. L'introduction de l'IA redéfinit les compétences requises et les structures de travail, nécessitant une approche de conduite du changement réfléchie. Cela inclut des programmes de formation continue et d'acculturation massive pour préparer les collaborateurs à collaborer efficacement avec l'IA. Là encore, l'offre de formation et d'accompagnement à la conduite du changement se structure et s'étoffe dans les catalogues des principaux acteurs des services du numérique.

1.3. Un impact macroéconomique difficile à estimer mais potentiellement porteur de risques

Il n'existe pas pour le moment d'effet statistiquement significatif de l'utilisation de l'IA sur la croissance économique, et ceci pour trois raisons.

La mesure tout d'abord du degré d'adoption de l'IA au sein d'une structure se heurte à des difficultés liées au caractère immatériel des systèmes utilisés qui n'existaient pas lors de la précédente vague technologique : là où la robotisation reposait sur des systèmes physiques et pouvait se mesurer à l'aide, par exemple, de données fiscales ou douanières, l'IA échappe à tout système de comptabilité immédiate. Les données relatives à son utilisation proviennent donc pour la plupart d'enquêtes réalisées auprès des individus ou sociétés. Ceci constitue, en soi, une rupture dans la problématique de diffusion des innovations technologiques.

La disparité d'adoption de l'IA entre les secteurs (voir tableau en annexe) limite également la possibilité d'obtenir une projection simple de l'effet global de ce type d'automatisation sur les processus de production.

Enfin, la mise en place de l'IA peut générer à court terme des coûts de développement et de passage à l'échelle supérieurs aux bénéfices immédiats que l'on pourrait en attendre, voire générer des investissements complémentaires pour espérer atteindre le point de rentabilité : la courbe de profit

[22] Opération d'apprentissage automatique

aurait alors les allures d'un J, avec un creux immédiat suivi d'une remontée à plus long terme[23].

Quelques études ont néanmoins été conduites, qui estiment à quelques pourcents l'effet d'une adoption « généralisée » de l'IA sur l'économie, comme a pu le faire le cabinet de conseil McKinsey dans une étude déjà datée, qui estime son effet à 1,2% de PIB annuel supplémentaire entre 2018 et 2030[24], ou encore une étude de la banque Goldman Sachs, qui évoque une croissance annuelle de la productivité du travail aux États-Unis de presque 1,5% sur une période de 10 ans[25]. Toutes ces études reposent néanmoins sur l'hypothèse d'une adoption généralisée et rapide de l'IA et que les effets attendus soient au rendez-vous.

Les projections réalisées par les organisations financières internationales sont elles-mêmes très disparates et sujettes à de fortes variations selon les hypothèses prises : une étude du FMI[26] prévoit ainsi une augmentation du PIB mondial d'ici 2035 comprise entre 1,3 et 4% selon l'impact estimé de l'IA générative sur la productivité globale des facteurs, tandis que l'OMC[27] prévoit une augmentation nettement supérieure de près de 10% d'ici 2040, en se basant notamment sur l'hypothèse d'un impact significatif de l'IA sur l'ampleur du commerce mondial.

De plus il est difficile de prendre en compte lorsque l'on parle de PIB l'impact de l'IA sur une augmentation de la production économique globale, alors que l'on parle par ailleurs d'une diminution drastique des emplois qui a un impact négatif sur le PIB. Ces études faces à des phénomènes contradictoires témoignent plus de ce que l'on veut voir de ce qui va advenir.

Un écosystème circulaire et systémique susceptible de fragiliser l'économie mondiale

L'engouement généré par l'arrivée de ChatGPT en novembre 2022 s'est traduit sur le plan financier par une explosion des levées de fonds de capital-risque à partir de 2023, passant de 4,5 Md$ en 2022 à près de 5 fois plus l'année suivante, comme le montre le graphique ci-dessous. La dynamique s'est poursuivie en 2024 avec des levées de fond s'élevant à 26,9 Md$, soit près du tiers des levées de fond mondiales en matière de capital-risque (voir graphique ci-dessous). L'année 2025 a été marquée par une inflation d'intentions d'investissement et des investissements croisées sans limites qui font que l'hypothèse d'une bulle n'est pas exclue.

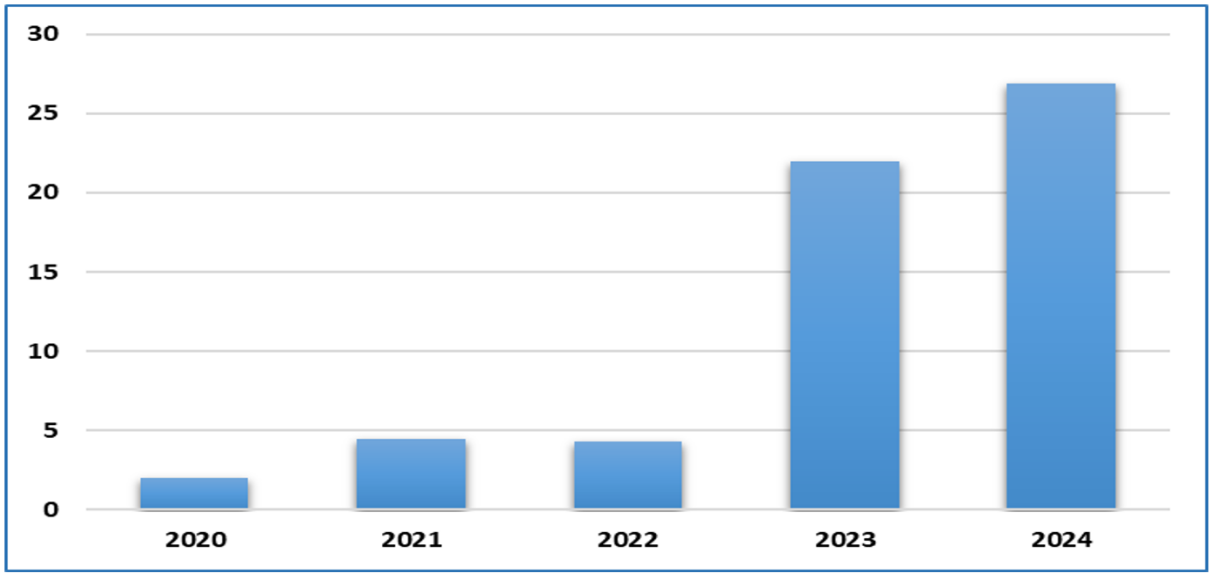
[23]Ministère de l'Économie, des Finances et de la Souveraineté industrielle, énergétique et numérique, Direction générale du Trésor (2024), *Trésor éco* n° 341.

[24]McKinsey&Company (2018), *Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy*, Discussion Paper.

[25]Goldman Sachs, *The potentially large effects of artificial intelligence on economic growth*, Global Economics Analyst, 2023.

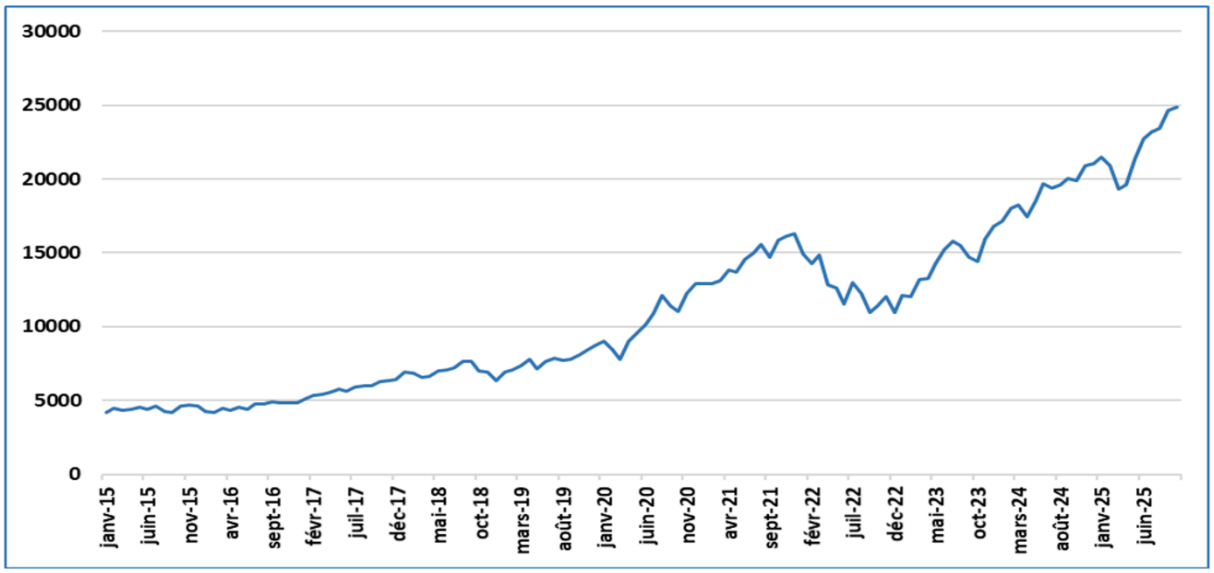
[26]FMI (2025), *The Global Impact of AI: Mind the Gap*, WP/25/76.

[27]World Trade Report 2025, *Making trade and AI work together to the benefit of all*.



Graphique n°1 : Levées de fond (en Md$) des start-ups de l'IA au niveau mondial – Source FNEP[28]

Comme le montre également le graphique ci-dessous montrant l'évolution de l'indice Nasdaq 100 entre 2015 et 2025, l'IA (générative comme non-générative) gouverne désormais l'évolution des indices boursiers mondiaux. En septembre 2021, une forte correction de marché s'est ainsi produite relativement à l'IA non-générative, avant que la sortie de ChatGPT par Open AI l'année suivante ne vienne replacer l'indice Nasdaq sur une pente continûment croissance sur laquelle il se trouve encore, à tel point que son cours est désormais multiplié par deux par rapport à son niveau d'il y a trois ans. Sur 1,2% de croissance du PIB américain constaté au premier semestre 2025, 1,1% provient des investissements dans le secteur de l'IA[29] (et très peu des retours sur ces mêmes investissements), et NVIDIA pèse aujourd'hui en bourse 20% plus lourd que tout le secteur de la santé américain réuni[30].



Graphique n°2 : Evolution de l'indice Nasdaq 100 entre 2015 et 2025 – Source FNEP[31]

[28]Source : FNEP, sur la base de données de la commission de l'intelligence artificielle et de https://carta.com/data/ai-fundraising-trends-2024/

[29]Source : JP Morgan

[30]Source : Voici comment la bulle IA va éclater (le krach se prépare déjà ?)

[31]Source : FNEP, sur la base de données https://fr.investing.com/indices/nq-100-historical-data

Cette augmentation très rapide des flux financiers vers des entreprises peut en effet laisser craindre la formation d'une bulle spéculative, c'est-à-dire d'un décalage de plus en plus considérable entre la valeur des entreprises estimée par les acteurs financiers et leur valeur réelle. Un tel phénomène est historiquement courant dans les phases de développement d'innovations majeures ou d'innovations plus risquées comme ont pu l'être les *subprimes*[32] en 2008, internet au début des années 2000 ou même le chemin de fer au XIX^{ème} siècle (krach de 1847) : l'émergence de nouvelles technologies suscite de fortes perspectives de rentabilité et attire les investissements en tous genres, suscitant une myriade de projets alimentés par des liquidités abondantes. Le retournement se produit quand les premiers doutes émergent sur l'ampleur des retours sur investissements, provoquant des retraits de financements et des pertes de valeurs massives accompagnées de faillites en cascade.

Si ce que l'on peut appeler la taille de la « bulle IA » fait aujourd'hui 17 fois celle de la bulle internet et 4 fois celle de la bulle des *subprimes,* la comparaison appelle un certain nombre de précautions : la bulle internet a explosé dans un contexte où les entreprises du secteur n'avaient pour la plupart aucun business plan solide (ce qui n'est pas le cas des grands acteurs de la tech, qui génèrent d'ores et déjà des revenus importants hors IA), et où les anticipations de revenus dépendaient presque uniquement du trafic internet, et ce alors même que la Fed commençait à relever ses taux (perspective peu probable à court terme pour le moment). Il n'empêche : les revenus générés par l'IA sont encore faibles (3,7 Md$ pour Open AI en 2024 à comparer à ses 157 Md$ de valorisation à la même date[33]) et les coûts de fonctionnement des algorithmes encore élevés. Les dépenses en CAPEX des 5 plus grands fournisseurs de *clouds* sont actuellement en phase de décélération.

Surtout, la soutenabilité des projections financières dépend très largement des capacités du réseau électrique mondial à répondre aux besoins des *data centers*. Or si l'IA continuera probablement de ne représenter qu'une faible part de la consommation mondiale d'électricité en 2030[34], les délais de raccordement sont encore très loin de répondre au rythme de croissance de la demande. L'Irlande, dont les data centers consomment 20% de l'électricité du pays, a ainsi stoppé tout projet nouveau jusqu'en 2030.

Par ailleurs, l'une des spécificités de l'IA considérée en tant que secteur économique réside dans la très forte imbrication entre eux des principaux acteurs économiques de la chaîne de valeur.

Un tel réseau ne signifie pas que le secteur est cartellisé (comme l'est, par exemple, le marché du pétrole où les fournisseurs s'entendent pour fixer prix et quantités), car les comportements restent concurrentiels entre géants de la tech, mais qu'une entente financière existe à plusieurs niveaux entre les principaux acteurs de la chaîne. Open AI a acheté ainsi 200 Md$ de GPU à NVIDIA, qui en retour a investi 100 Md$ dans Open AI, en utilisant les 300 Md$ facturés à l'éditeur logiciel Oracle pour lui permettre d'utiliser ses *data centers* : toutes ces transactions contribuent à maintenir les valorisations boursières à des taux potentiellement décorrélées des rentabilités futures des acteurs, ce qui en soi pose un problème.

En tout état de cause, si explosion de bulle il devait y avoir, cela ne signifierait pas forcément que l'IA générative est une technologie obsolète, mais que le secteur a besoin d'être rationalisé, les acteurs économiquement viables consolidés et les cas d'utilisation non-pertinents abandonnés. Il conviendrait alors de garder à l'esprit que l'IA générative n'est qu'un stade de développement de l'IA au sein d'une

[32] Prêts hypothécaires à risque

[33] Chiffres : octobre 2024. Source : Open AI: 157 milliards et des questions | Bilan

[34] L'agence internationale de l'énergie prévoit que cette part passera de 1,5% en 2024 à 3,5% en 2030.

chaîne technologique plus vaste, et que d'autres voies de développement vont être explorées au-delà des LLM généralistes *frontier*, et qu'il reste donc nécessaire de continuer à investir dans le secteur, à l'instar des États-Unis lors de l'éclatement de la bulle internet, et ce à l'inverse de l'Europe.

Il est intéressant à ce titre de noter qu'une forme de rationalisation des cas d'usage est en cours sans que ce phénomène ne se soit traduit (jusqu'à présent) par une perte de confiance des investisseurs dans l'IA générative : une étude du MIT[35] sortie en juin 2025 a ainsi révélé que seuls 5% des cas d'usage de l'IA étaient considérés comme ayant un impact tangible sur le compte de résultat des entreprises. De même, si 80% des entreprises disent se saisir des opportunités offertes par l'IA, 80% disent aussi ne pas en voir d'effet économique concret, avec un taux d'abandon des cas d'usage en nette augmentation d'une année à l'autre : 42% en 2024 contre 17% en 2023. Ce mouvement traduit en réalité un découplage entre la confiance dans les capacités transformatrices de l'IA, désormais solidement installée auprès des décideurs, et la réalité de sa mise en œuvre, plus aléatoire. Il indique également que si les acteurs situés en bout de chaîne de l'IA, notamment les éditeurs de solutions logicielles applicatives, devront sans doute recentrer leurs produits sur des besoins client plus resserrés ou plus précis, les acteurs de début de chaîne, concepteurs de GPU notamment, ne devraient pas voir leur activité impactée significativement.

1.4. Une imbrication forte entre économie et technologie

Dans ce contexte, l'impact macroéconomique de l'intelligence artificielle apparaît moins déterminé par les performances technologiques des modèles que par la capacité des économies à en maîtriser les conditions d'adoption, d'industrialisation et de soutenabilité. Autrement dit, la promesse de productivité ne se convertit en croissance que si l'IA peut être déployée à grande échelle, de façon stable et soutenable, dans des organisations très diverses. Or cette conversion est contrainte par des facteurs très concrets : puissance de calcul, infrastructures *cloud* et centres de données, énergie et raccordement, chaînes d'approvisionnement en composants, compétences, et maîtrise de la donnée. Avant d'analyser les effets sur l'emploi (Partie 2) et les modalités d'intégration de l'IA dans l'entreprise (Partie 3), il est donc nécessaire d'établir un état des lieux capacitaire à l'échelle européenne, portant sur les ressources matérielles, humaines et informationnelles mobilisables.

Cette entrée par les capacités rejoint le diagnostic formulé dans le rapport Draghi, remis en 2024 à la suite d'un mandat direct de la Présidente de la Commission européenne : la compétitivité européenne dépend désormais de la faculté à financer, industrialiser et diffuser les technologies critiques, dans un contexte où la transition numérique, la transition climatique et les exigences de souveraineté deviennent simultanées.[36]

Toutefois, le rapport Draghi semble faire l'impasse sur un enjeu central, celui de la maîtrise de la compétitivité technologique européenne dans le champ de la production d'intelligence artificielle, et plus particulièrement des intelligences artificielles génératives.

À défaut d'une stratégie claire en matière de capacités industrielles et technologiques propres, les acteurs européens risquent d'être enfermés dans une dépendance structurelle à l'égard de solutions extra-européennes. Cette dépendance pourrait se traduire par une augmentation progressive des

[35]A. Challapally, C. Pease, R. Raskar, P. Char, juin 2025, The GenAI divide, *State of AI in business*.

[36]The Draghi report on EU competitiveness, septembre 2024

coûts d'accès aux technologies, une perte de contrôle sur les données stratégiques, ainsi qu'une exposition accrue à des risques de restriction d'usage, qu'il s'agisse de limitations contractuelles, de « fermeture de robinet » technologique ou de contraintes liées à des mesures d'*export control*[37] affectant leurs propres productions.

Ce diagnostic est particulièrement saillant pour l'intelligence artificielle. D'une part, l'IA fait partie des technologies susceptibles de relever la productivité et de transformer en profondeur des secteurs où l'Europe conserve des positions fortes ; d'autre part, son déploiement dépend d'une base matérielle (puissance de calcul, réseaux, énergie, data centers) et humaine (compétences) qui expose l'Union à des dépendances structurelles. Si ces briques technologiques et humaines ne sont pas consolidées à l'échelle européenne, l'Union risque de devenir un simple marché d'usage et de régulation, plutôt qu'un pôle de production et d'innovation.

1.4.1. Infrastructures, énergie et investissement : les prémisses d'une réaction européenne

Comme mentionné précédemment, l'IA repose en effet sur une chaîne capacitaire complète, dont la solidité conditionne la capacité d'un pays, ou d'un continent, à concevoir, entraîner, déployer et maintenir des systèmes d'IA à grande échelle. Cette chaîne comprend, en amont, l'accès aux composants critiques (GPU, semi-conducteurs, équipements réseau), puis la disponibilité d'infrastructures de calcul et de cloud, et enfin des ressources matérielles structurelles : énergie, eau, foncier, raccordement électrique, refroidissement, cybersécurité, continuité d'activité. Dans ce cadre, les fragilités européennes tiennent à des dépendances industrielles (composants et piles logicielles), à un coût de l'énergie, à des disponibilités du capital moins favorable que dans d'autres régions du monde, et à des contraintes de déploiement (régulation, délai d'autorisations, acceptabilité locale, saturation des réseaux) qui freinent l'implantation rapide de capacités nouvelles.

Ces contraintes prennent une acuité particulière parce que la demande en calcul et en stockage est devenue à court terme exponentielle. Les centres de données deviennent une infrastructure stratégique, au même titre que les réseaux de transport ou l'énergie. Les attaques contre les datacenters d'AWS dès l'ouverture de théâtre lors du conflit USA-Iran en 2026 en atteste l'importance stratégique et le caractère vital dans la conduite des opérations. L'exemple irlandais illustre autrement la nature systémique du sujet ; en effet, la consommation électrique des datacenters y a atteint 21 % de la demande nationale en 2023 [38].

Dans ces conditions, une stratégie IA crédible à l'échelle européenne et nationale doit organiser l'intégration des infrastructures numériques dans une trajectoire énergétique et industrielle cohérente (raccordement, efficacité, flexibilité du réseau, localisation, mutualisation), sous peine de faire de l'IA un facteur de vulnérabilité plutôt qu'un levier de compétitivité.

Face à ce diagnostic, la réponse européenne s'esquisse par une série d'initiatives visant à renforcer et mutualiser les capacités de calcul et à structurer un écosystème plus intégré.

- L'initiative Invest AI, annoncée en 2025 par la Commission, vise ainsi à mobiliser 200 Md€ d'investissements, incluant un instrument dédié au financement d'« AI gigafactories » destinées à soutenir des capacités de calcul de grande échelle.[39]

[37] Contrôle des exportations

[38] Central Statistics Office (CSO), Data Centres Metered Electricity Consumption 2023 - Key Findings, Irlande, 2024

[39] Commission européenne, « EU launches InvestAI initiative to mobilise €200 billions of investment in artificial

- L'AI *Continent Action Plan* prolonge cette logique en explicitant une articulation entre capacités, diffusion de l'innovation et adoption dans le tissu économique ; il met notamment en avant l'objectif d'accélérer des infrastructures durables et d'augmenter fortement la capacité européenne de centres de données dans un horizon de quelques années.[40]

- En parallèle, la Commission a engagé une réflexion spécifique sur un *Cloud & AI Development Act*, destiné à préparer un cadre et une politique cloud à l'échelle de l'Union, en particulier pour les administrations et la commande publique. L'enjeu est de créer les conditions d'un marché plus ouvert et plus robuste, en renforçant l'interopérabilité et la portabilité des services, en consolidant des exigences communes de sécurité et de résilience, et en garantissant des modalités d'accès effectives à des capacités cloud et de calcul pour les acteurs qui ne disposent ni de la taille critique ni de l'intégration verticale des *hyperscalers*.[41]

Ce faisceau d'initiatives marque une inflexion dans la stratégie européenne : celle d'accompagner davantage encore les acteurs économiques vers un accès effectif aux capacités et infrastructures nécessaires à une intégration numérique effective. On peut cependant noter la disparité en ordre de grandeur des niveaux de financement par rapport au graphique n°3 et un certain nombre de difficultés structurelles :

- D'abord, les infrastructures se concentrent par nature sur quelques sites et quelques opérateurs. Si l'on ne prévoit pas des mécanismes d'accès (règles d'allocation, conditions d'usage, tarification, mutualisation, appui à l'industrialisation), l'augmentation de capacité restera peu accessible aux PME et aux ETI.[42]

- Ensuite, une partie de la dépendance peut se déplacer plutôt que se réduire, dès lors que des capacités situées en Europe restent tributaires de composants critiques et d'écosystèmes logiciels dominants, ce qui limite l'autonomie d'action ; cette tension est d'autant plus sensible que le marché européen du cloud demeure fortement dépendant d'acteurs non-européens.

- La contrainte énergétique s'impose comme une condition de réalité : l'accélération des centres de données ne produit d'effet économique que si elle s'inscrit dans une planification crédible des raccordements, des capacités réseau et des flexibilités, faute de quoi l'écart entre calendriers politiques et calendriers d'infrastructure neutralise une partie des investissements.[43]

- À ces tensions s'ajoute une condition décisive : la capacité à mobiliser l'investissement privé à la vitesse et à l'échelle requises, précisément parce que la compétition mondiale se joue aussi sur la profondeur des marchés de capitaux et la capacité à financer le passage à l'échelle. La Commission place d'ailleurs explicitement l'objectif de l'investissement privé au cœur de la logique du *Cloud and AI Development Act*. Toutefois, l'écart structurel avec les États-Unis en matière de capital-risque et, plus largement, de financement des phases de scale-up demeure un facteur explicatif robuste de la moindre vitesse de mise à l'échelle en Europe, la faiblesse relative de ces canaux de financement tendant à ralentir la construction d'infrastructures, l'industrialisation et la diffusion des offres, et conduit plus souvent les entreprises européennes à rechercher des tours de

intelligence », 11 février 2025

[40]Commission européenne, « AI Continent Action Plan » 7 mai 2025

[41]Commission européenne, consultation « Have Your Say: Future cloud and AI policies in the EU » (travaux préparatoires du Cloud and AI Development Act)

[42]OCDE, Competition in Artificial Intelligence Infrastructure (rapport), 14 novembre 2025

[43]IEA, « Overcoming energy constraints is key to delivering on Europe's data centre goals », 2025

financement extra-européens.[44]

1.4.2. Données, gouvernance et souveraineté : la nécessité de déployer une stratégie intégrée

Par ailleurs, la capacité européenne se joue aussi sur l'accès aux données et à leur protection contre les captations prédatrices. L'IA dépend d'un accès massif à des données fiables, sécurisées et juridiquement maîtrisées. En effet, sans accès aux sources de données pertinentes, la puissance de calcul ne produit qu'un avantage partiel. Or une part significative des infrastructures de stockage, des plateformes et des services cloud demeure extra-européenne, ce qui crée une dépendance structurelle : dépendance contractuelle (conditions d'usage et de réversibilité), dépendance économique (coûts et verrouillages), dépendance opérationnelle (localisation, support, incidents), et dépendance stratégique (données sensibles, secteurs critiques, *Patriot Act* américain).

Cette question est devenue, pour l'Union européenne, un enjeu explicite de compétitivité et de souveraineté. Dans la *Data Union Strategy*, publiée en novembre 2025[45], la Commission Européenne vise à renforcer l'innovation en IA en améliorant l'accès à des données de haute qualité, mobilisables à travers les secteurs industriels et les domaines de recherche. La stratégie assume un objectif de capacité, au sens strict, augmenter la disponibilité de données utiles à l'IA et réduire la fragmentation. Toutefois, cette ambition comporte un risque stratégique. Rendre les données plus accessibles, sans disposer en parallèle de capacités européennes suffisantes pour les traiter, qu'il s'agisse d'infrastructures de calcul, de plateformes d'entraînement ou d'acteurs industriels capables de développer et d'exploiter les modèles, pourrait *in fine* renforcer la position des grandes plateformes extra-européennes. L'ouverture des données, si elle n'est pas adossée à une politique industrielle cohérente, risque alors de déplacer la valeur ajoutée hors d'Europe, transformant l'Union en fournisseur de matière première informationnelle plutôt qu'en producteur de solutions technologiques.

Concrètement, la *Data Union Strategy* marque une inflexion vers une logique d'outillage et d'industrialisation de la donnée, cherchant à dépasser un travers fréquent des politiques numériques européennes consistant à multiplier les principes sans déployer suffisamment d'infrastructures opérationnelles. Elle prévoit notamment la création de *Data Union Labs*, destinés à préparer, structurer et mettre à disposition des jeux de données de haute qualité pour l'IA, ainsi que l'accélération des *Common European Data Spaces* afin de favoriser des partages sectoriels gouvernés, interopérables et réutilisables. L'ambition est double : améliorer les conditions d'entraînement et d'évaluation des systèmes d'IA, tout en ancrant ces capacités dans des écosystèmes industriels concrets.

Toutefois, cette approche ne sera cohérente que si elle s'articule avec des capacités européennes effectives de calcul, de développement de modèles et d'industrialisation technologique ; à défaut, et comme évoqué précédemment, l'Union prendrait le risque d'organiser et de valoriser des gisements de données dont l'exploitation effective bénéficierait principalement à des acteurs extra-européens disposant déjà des moyens techniques les plus avancés.

[44]FMI, Stepping Up Venture Capital to Finance Innovation in Europe, 2024

[45]European Commission. (2025). European Data Union Strategy.Shaping Europe's digital future

Cette phase d'organisation de l'accès aux données, orientée vers leur libre circulation et leur mobilisation à des fins d'innovation, s'inscrit dans une tradition européenne consistant à mettre en avant un potentiel d'usage sans toujours traiter de manière symétrique la question des capacités effectives à transformer ces ressources en valeur économique et technologique. Or, la donnée n'est un levier de compétitivité que si elle s'accompagne d'infrastructures, d'acteurs industriels, de financements et de compétences capables de l'exploiter à grande échelle. Cela supposerait une véritable politique industrielle de l'IA et des infrastructures numériques, aujourd'hui fragmentée au sein de l'Union et inégalement assumée par les États membres. Dans le même temps, les États-Unis et la Chine déploient des stratégies industrielles intégrées, articulant instruments financiers massifs, soutien public coordonné, contrôle des chaînes de valeur critiques et mise en cohérence technologique, organisationnelle et stratégique. L'écart ne réside donc pas seulement dans les principes, mais dans la capacité à les traduire en dispositifs industriels opérationnels.

Enfin, la dimension donnée renvoie directement à la souveraineté, comprise comme la capacité à décider des conditions d'accès et de transfert. Une part importante des dépendances numériques européennes se joue moins dans l'existence de données sur le territoire que dans la maîtrise des environnements techniques, contractuels et économiques au sein desquels elles circulent : services cloud, architectures de stockage, conditions de portabilité, coopération autour des données, commun de données privés, public.

La politique des données constitue le chaînon entre, d'un côté, la base capacitaire matérielle (*compute*[46], *data centers*, énergie) et, de l'autre, le cadre de confiance (protections, régulation des usages, obligations de transparence, communautés d'intérêts). En ce sens, elle prépare directement l'entrée dans le cadre réglementaire de l'IA. L'*AI Act* ne régule pas « la donnée » en tant que telle, mais il rend la gouvernance des données, leur qualité, leur traçabilité et leur maîtrise opérationnelle plus déterminantes encore pour l'entreprise, dès lors que l'IA est déployée dans des fonctions sensibles ou dans des chaînes de valeur exposées

1.5. L'AI Act : une réponse européenne encore imparfaite

Dans ce contexte capacitaire marqué par de fortes contraintes structurelles, l'Union européenne a choisi d'activer un autre levier structurant, celui du droit. L'*AI Act*, premier cadre réglementaire horizontal consacré à l'intelligence artificielle à l'échelle européenne, marque à cet égard un tournant majeur. Adopté en 2024, ce règlement s'inscrit dans une stratégie visant à encadrer juridiquement le marché intérieur numérique autour de principes de confiance, de sécurité juridique et de protection des droits fondamentaux, tout en voulant préserver des conditions propices à l'innovation et à l'investissement. Sa mise en œuvre repose sur un calendrier progressif, le texte étant entré en vigueur en 2024 et ses obligations se déployant par étapes successives, selon des jalons intermédiaires, jusqu'à l'horizon 2027. Toutefois, la complexité technique et organisationnelle de ses exigences, qu'il s'agisse de classification des systèmes, de gouvernance des données, d'évaluation de conformité ou de supervision, fait peser une incertitude réelle sur la capacité à respecter ce calendrier. Des retards d'application ou des phases d'ajustement prolongées sont probables, ce qui pourrait créer une période d'incertitude réglementaire susceptible de freiner certains développements européens, en particulier pour les acteurs disposant de ressources limitées.

Cette approche s'inscrit dans une continuité politique. Depuis la « Stratégie européenne pour

[46] Calcul sur des données

l'intelligence artificielle » (2018)[47] et les « Lignes directrices pour une IA digne de confiance » (2019)[48], l'Union a progressivement cherché à transformer ce corpus éthique en cadre contraignant. L'*AI Act* représente l'aboutissement de ce cycle : il formalise juridiquement l'ambition d'une « IA européenne » alignée sur les valeurs de l'Union et sur la primauté des droits fondamentaux. Ces droits, tels que consacrés à l'article 2 du Traité sur l'Union européenne, ne sont plus envisagés comme des principes généraux mais comme des paramètres explicites de gouvernance technologique, dont l'application rejaillira directement sur les chaînes de valeur industrielles.

Par ailleurs, cette ambition s'inscrit dans un environnement international marqué par une intensification de la concurrence technologique. Aux États-Unis, la recherche de pointe, les infrastructures numériques et l'investissement privé s'articulent au sein d'un écosystème intégré, soutenu par des instruments publics puissants et assumés. En Chine, l'État joue un rôle structurant : la planification industrielle, l'orientation stratégique du crédit et le soutien massif aux grands groupes technologiques assurent une cohérence d'ensemble dans le développement des capacités numériques et d'IA.

L'Union européenne dispose, en théorie, de leviers comparables (marché intérieur, capacité réglementaire, puissance budgétaire agrégée) mais elle ne les mobilise pas dans une logique pleinement industrielle. Inscrite dans une tradition d'ouverture commerciale et de discipline concurrentielle héritée du cadre multilatéral de l'OMC, elle s'est longtemps montrée réticente à soutenir directement l'investissement de ses entreprises ou à conditionner de manière stratégique la commande publique à des objectifs technologiques européens, contrairement aux pratiques observées chez ses principaux concurrents. Cette retenue, combinée à la fragmentation des compétences entre niveau communautaire et États membres, contribue à diluer la capacité d'action collective. La fragmentation est souvent invoquée comme une contrainte structurelle ; elle masque aussi, parfois, une difficulté plus profonde à assumer une politique industrielle européenne pleinement intégrée et stratégique. Dans ce contexte, l'*AI Act* s'inscrit dans une stratégie plus large visant à affirmer une forme de souveraineté européenne dans le champ numérique, fondée non sur la domination technologique, mais sur la maîtrise des conditions de développement et d'usage des technologies.

Cette approche est cohérente avec la tradition européenne de régulation structurante ; elle peut constituer un avantage compétitif en matière de confiance, de sécurité juridique et de protection des droits fondamentaux. Toutefois, si elle ne s'accompagne pas d'un renforcement effectif des capacités industrielles et technologiques propres, elle risque de se transformer en « ligne Maginot » normative : un cadre exigeant appliqué principalement à des technologies importées, sans réduction réelle de la dépendance vis-à-vis des offres extra-européennes, en particulier américaines.
Cette orientation, parfois qualifiée de « souveraineté par le droit »[49], repose en effet sur l'idée que l'encadrement précoce de l'innovation permettrait d'en maîtriser les effets et d'en orienter les usages. L'enjeu est d'établir un cadre de confiance capable de soutenir un développement technologique compatible avec les valeurs européennes, tout en préservant la capacité des entreprises à innover et investir.

L'efficacité d'une telle approche reste difficile à apprécier, dans la mesure où elle suppose un équilibre complexe entre encadrement des usages et maintien de la capacité d'innovation. Dans un

[47]European Commission. (2018). *Artificial Intelligence for Europe* (COM (2018) 237 final).

[48]European Commission, High-Level Expert Group on Artificial Intelligence. (2019). Ethics Guidelines for Trustworthy AI.

[49]Anu Bradford, The Brussels Effect (2020)

environnement technologique mondialisé, marqué par des écarts de moyens persistants, la régulation doit parvenir à limiter les effets de dépendance sans altérer l'attractivité du marché européen et de la compétitivité de ses acteurs économiques. La crédibilité de ce cadre juridique en construction reposera donc sur sa capacité à rester proportionnée, à offrir prévisibilité pour les acteurs économiques, et à s'accorder avec les conditions économiques et industrielles qui en rendront l'application effective.

À défaut de cette articulation, l'Union européenne pourrait consolider les dépendances qu'elle cherche à réduire, en transformant la régulation en facteur d'inertie plutôt qu'en instrument de souveraineté, et en faisant peser sur les entreprises la charge d'un cadre encore instable.

1.5.1. Une gradation du risque comme principe d'organisation

Le fondement de l'AI Act réside dans une régulation par les applications et les usages, organisée autour d'une gestion graduée des obligations selon le niveau de risque. L'objectif est de concentrer les exigences les plus fortes sur les situations où les dommages potentiels sont les plus élevés, tout en préservant, pour une large part des usages, un espace d'innovation et de déploiement relativement ouvert.

Ce choix d'une régulation par les risques s'inscrit dans le cadre du *New Legislative Framework* (NLF), qui structure depuis longtemps l'approche européenne de la conformité dans le marché intérieur. Le NLF repose sur une articulation stable entre, d'un côté, des exigences essentielles fixées par le législateur et, de l'autre, des mécanismes de mise en œuvre permettant d'établir la conformité au moyen de procédures d'évaluation et de référentiels techniques reconnus, les normes harmonisées. Transposée à l'IA, cette architecture présente un avantage important, elle permet d'organiser la conformité sans figer la technologie. Elle met aussi en lumière une tension, car la conformité suppose une certaine stabilisation des objets et des processus, alors que nombre de systèmes d'IA évoluent par mises à jour, ajustements de données, modifications de paramètres et recomposition d'architectures.

Dans ce cadre, le dispositif distingue quatre catégories de risques :

- Risque inacceptable (pratiques interdites) : un nombre limité de pratiques sont prohibées, car jugées incompatibles avec les valeurs et exigences fondamentales de l'Union (par exemple certaines formes de manipulation préjudiciable, certaines catégories de reconnaissance/qualification biométrique, certains usages d'« émotion recognition » dans des contextes sensibles). Les interdictions sont entrées en application dès février 2025, accompagnées de documents d'interprétation publiés par la Commission afin de réduire l'incertitude sur le périmètre et les cas limites. Stratégie Numérique Européenne

- Haut risque : il s'agit du noyau dur du règlement. Il couvre (i) des systèmes d'IA intégrés à des produits déjà régulés par le droit de l'Union (logique « produit »), et (ii) des systèmes autonomes utilisés dans des domaines à enjeux élevés (logique « usage »). Ce régime emporte des obligations substantielles : gestion des risques, qualité et gouvernance des données, documentation technique, traçabilité et enregistrement des événements, information des utilisateurs, supervision humaine, robustesse et cybersécurité, ainsi que des mécanismes de démonstration de conformité.

- Risque limité (obligations de transparence) : certaines familles de systèmes, notamment ceux interagissant avec les personnes ou générant/altérant des contenus, sont soumises à des obligations d'information (ex. : indiquer qu'un utilisateur interagit avec un système automatisé, ou signaler certains contenus générés). Ces obligations sont conçues comme des garde-fous de

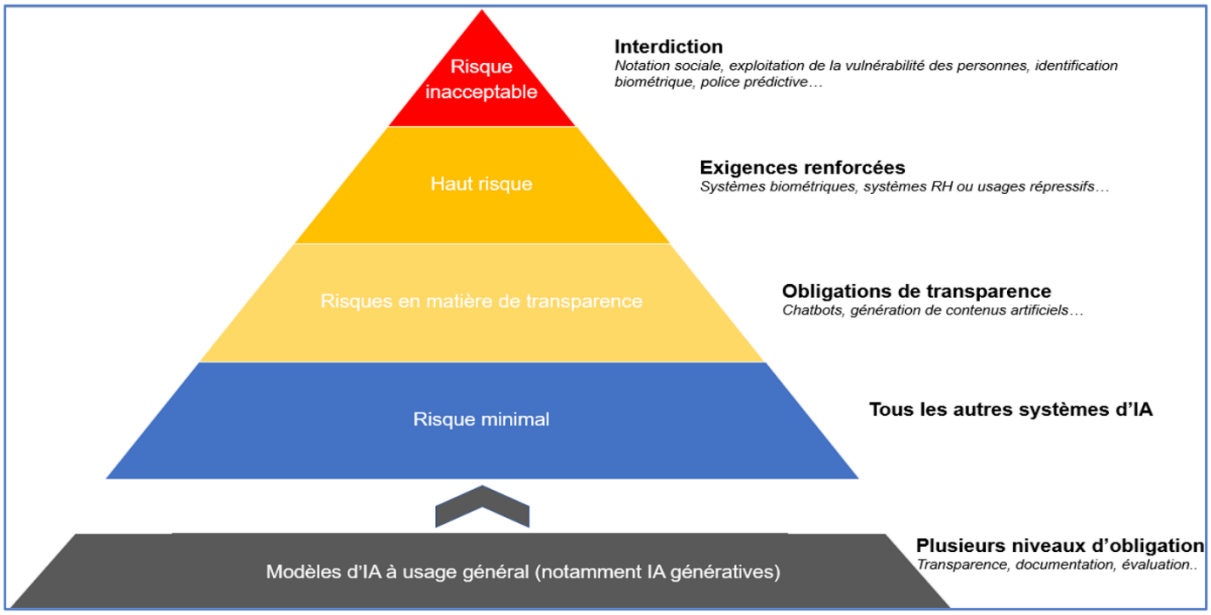
marché, relativement légers, mais structurants en matière de pratiques commerciales et de communication.

- Risque minimal : la majorité des systèmes d'IA, lorsqu'ils ne tombent pas dans les catégories précédentes, demeure hors du champ d'obligations lourdes, même si d'autres régimes peuvent s'appliquer (RGPD, cybersécurité, droit de la consommation, règles sectorielles).

Enfin, il faut également prendre en compte l'intégration tardive des modèles d'intelligence artificielle à usage général (GPAI). Absents de la proposition initiale de 2021, ils ont été ajoutés lorsque les systèmes génératifs (GPT, Gemini, Claude, Llama) qui n'avaient pas été anticipés ont bouleversé le marché. Le compromis distingue deux régimes :

- Les GPAI standards, soumis à des obligations de documentation et de transparence,
- Les GPAI à risque systémique, soumis à des obligations renforcées (audits indépendants, analyses d'impact, gestion des risques, supervision accrue).

Cette gradation permet de hiérarchiser les obligations selon l'exposition au risque, et détermine en conséquence les conditions concrètes dans lesquelles les entreprises pourront développer, internaliser ou mettre sur le marché les systèmes d'IA. À mesure que le niveau de risque augmente, les obligations techniques et documentaires s'alourdissent, obligeant les acteurs à décider du champ dans lequel ils souhaitent inscrire leurs activités.



Graphique n°3 : Règlement IA – les niveaux de risques - Source : Samuel Bourdon

Comme mentionné précédemment, l'application du *New Legislative Framework* (NLF) à l'intelligence artificielle met en lumière une tension structurelle. Le droit de la conformité repose historiquement sur la stabilité des objets qu'il encadre. l'IA, à l'inverse, se caractérise par sa plasticité, sa capacité d'apprentissage et son évolution continue. Transposer une logique issue du monde industriel, fondée sur l'évaluation ex ante d'un produit relativement figé, à des systèmes auto-apprenants revient ainsi à appliquer des procédures fixes à une technologie dynamique. En l'absence d'une compréhension fine des usages réels et des modalités concrètes de déploiement, la segmentation des niveaux de criticité devient délicate, et l'introduction de catégories intermédiaires ne simplifie pas nécessairement l'analyse opérationnelle.

Au-delà de la classification, l'*AI Act* structure en effet également les responsabilités le long de la chaîne de valeur. Il distingue notamment le fournisseur, le déployeur[50], ainsi que, selon les cas, l'importateur, le distributeur et le fabricant d'un produit intégrant un composant IA. Cette distribution a une portée opérationnelle directe, puisqu'elle conditionne les obligations documentaires, la gestion des modifications, les devoirs de contrôle et la possibilité de s'appuyer sur des preuves produites en amont.
Deux implications en découlent pour les acteurs économiques. La première tient au fait que la conformité se joue au niveau de la chaîne complète, données, modèle, d'intégration, contexte d'usage et supervision. La seconde tient au statut des modifications, puisque la qualification d'une mise à jour, d'un ajustement de données ou d'un changement de contexte peut réactiver des obligations de démonstration ou de revalidation.

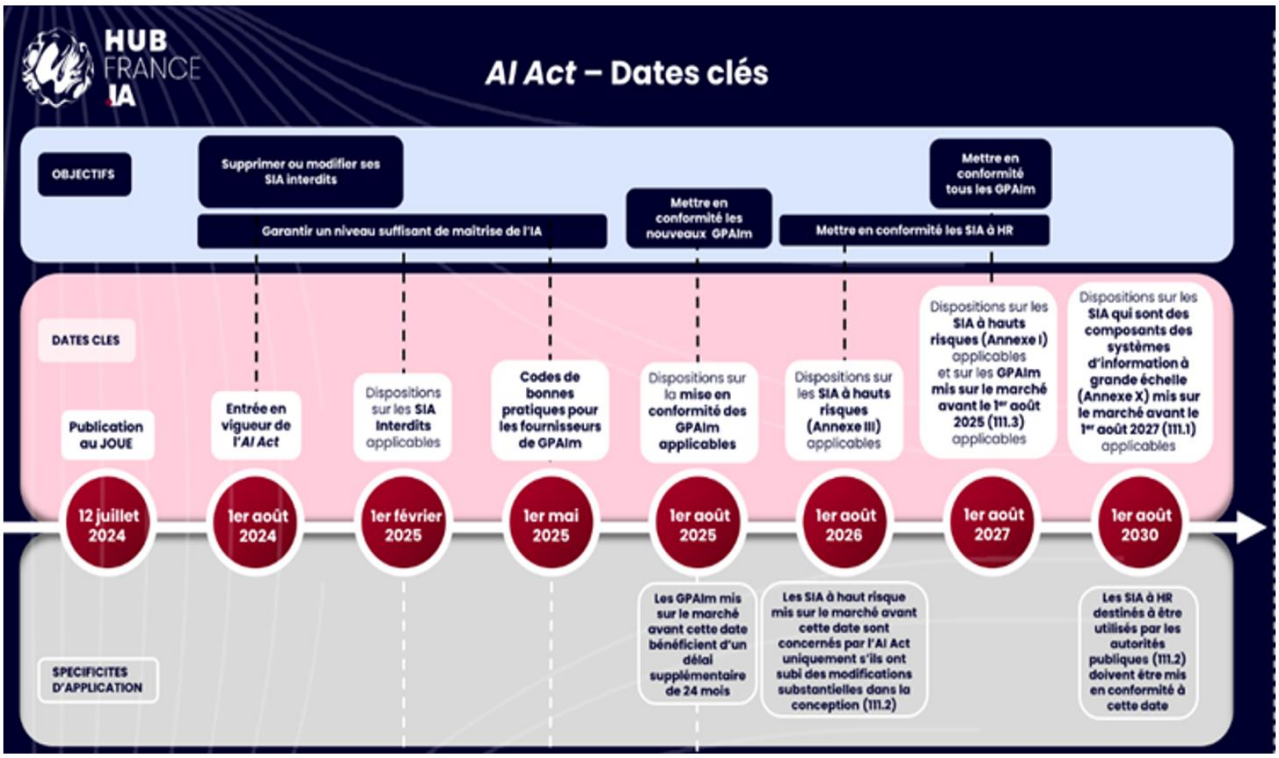
Si les objectifs en matière de traçabilité, maîtrise des risques, protection des droits, sont compréhensibles, le risque existe toutefois de voir émerger une architecture excessivement complexe, génératrice de coûts de conformité élevés et de lourdeurs procédurales. Une telle complexité pourrait pénaliser en priorité les PME et les acteurs émergents européens, tandis que les grandes plateformes, en particulier extra-européennes, disposant de capacités juridiques, techniques et financières considérables seraient mieux armées pour absorber ces contraintes et, le cas échéant, en faire un avantage compétitif.

1.5.2. Une mise en œuvre sous contrainte

En effet, l'ambition de l'AI Act ne réside pas seulement dans son contenu normatif, mais dans sa capacité à être appliqué dans des conditions réalistes. Or, au-delà de son périmètre encore flou, la phase de mise en œuvre apparaît d'emblée comme un test de soutenabilité pour le modèle européen, avec un nombre croissant de défis : densité du calendrier, charge de conformité, fragmentation des dispositifs d'appui et gouvernance à plusieurs niveaux.

Le calendrier de déploiement du règlement illustre le volontarisme de la Commission. Les interdictions relatives aux systèmes jugés interdits s'appliquent depuis février 2025, les obligations concernant les modèles d'IA à usage général sont entrées en vigueur en août 2025, l'ensemble du dispositif sera pleinement applicable en août 2027.

[50] Toute personne ou entité utilisant l'IA



Graphique n°4 : AI Act – Dates clés - Source : Hub France IA

Consciente du risque d'un calendrier juridiquement ambitieux mais techniquement difficile à absorber, la Commission a progressivement structuré une « couche » d'instruments d'appui : bacs à sables réglementaires, lignes directrices, documents d'interprétation, démarches d'accompagnement, et, surtout, dispositifs destinés à rendre la conformité plus accessible. Cette logique se traduit par la montée en puissance d'un écosystème d'implémentation : l'AI Office, qui joue un rôle croissant dans l'animation du cadre (notamment sur les GPAI), l'organisation de travaux préparatoires (codes de pratique, orientations), et la cohérence d'ensemble ; des initiatives de type « *service desk*[51] » et plateformes d'information ; ainsi que la perspective d'une « *Single Information Platform*[52] », annoncée comme un point d'accès unifié, comprenant notamment des ressources pratiques et un *compliance checker*.

Ces initiatives témoignent d'une volonté d'adaptation, mais leur déploiement souffre d'une certaine incohérence. Ainsi, les bacs à sable sont cantonnés à des secteurs spécifiques et portés par des initiatives nationales isolées, les lignes directrices, souvent excessivement volumineuses, manquent de portée opérationnelle.

Cette phase de déploiement met également en lumière les limites de la coordination institutionnelle :

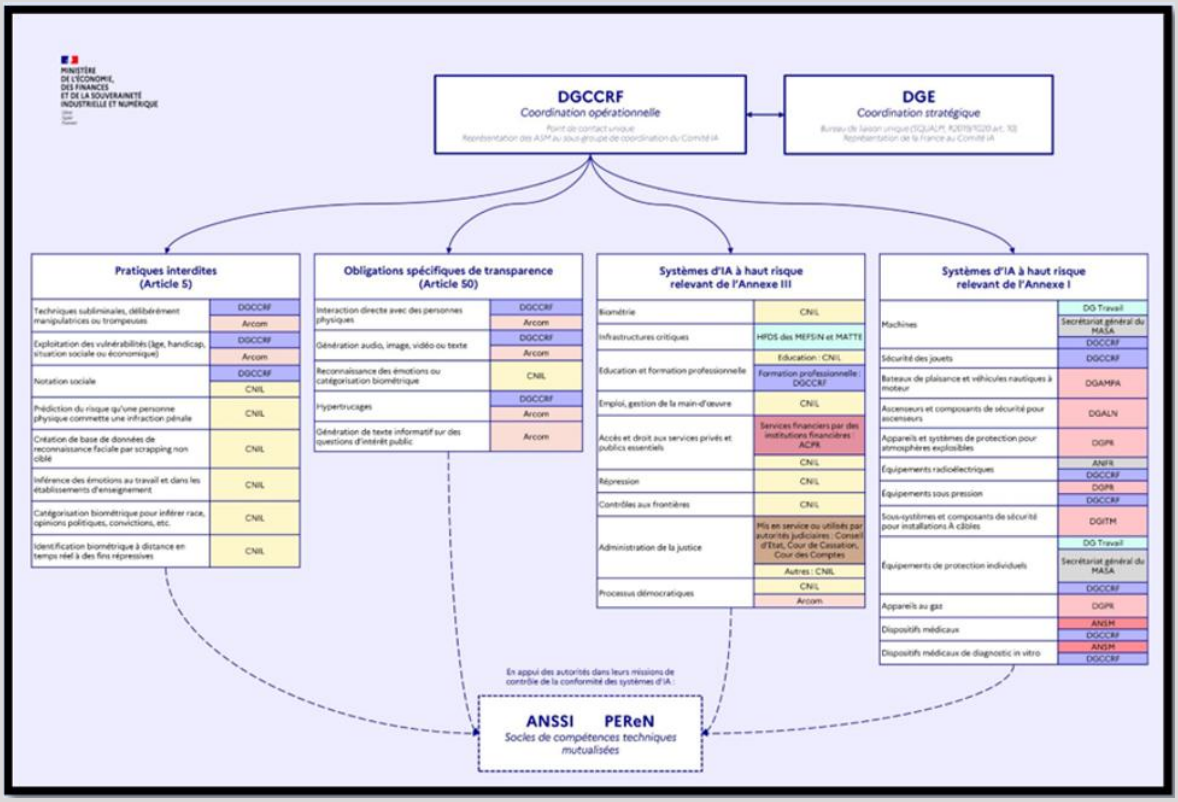
L'EU AI Office, le Conseil européen de l'IA et les autorités nationales compétentes exercent des missions complémentaires : pilotage stratégique, harmonisation des pratiques, contrôle et sanction. Mais ces fonctions s'exercent selon des logiques différentes, qui peinent encore à s'articuler.
En France, la DGE et la DGCCRF ont confié la mise en œuvre à la CNIL, à l'ANSSI et à plusieurs régulateurs sectoriels (voir encadré ci-dessous). Cette répartition illustre la pluralité des expertises mobilisées, mais aussi la difficulté de définir un point d'entrée unique pour les opérateurs

[51] Service d'assistance
[52] Plateforme d'information unique

économiques. Les entreprises doivent dès lors composer avec plusieurs autorités de référence, chacune dotée de procédures propres et de champs de compétence parfois partiellement recouvrants.

La déclinaison française

Le 9 septembre 2025, LA DGE (Direction Générale des Entreprises) et le DGCCRF ont publié le schéma français de gouvernance de l'IA, en cours de validation parlementaire.
Le graphique ci-dessous désigne les autorités en charges de la mise en œuvre nationale du règlement la CNIL, l'ANSSI et plusieurs sectoriels y occupent un rôle pivot.



Graphique 5 : Autorités en charges de la mise en œuvre nationale de l'AI Act – Source : schéma de gouvernance des autorités de surveillance de marché, Direction générale des Entreprises, 2025

Par ailleurs, l'AI Act ne peut pas être compris isolément. Il s'inscrit dans un « paquet » de régulations numériques adoptées depuis 2020 (plateformes, marchés numériques, données, cybersécurité, résilience des produits), qui poursuit une finalité globale, celui de rendre l'espace numérique européen plus sûr, plus transparent, plus responsable, et plus compétitif.

Cette superposition répond à une logique d'ensemble, mais elle produit aussi un effet très concret pour les entreprises, la contrainte réglementaire n'arrive pas sous la forme d'un texte unique, mais comme un environnement dense, composé de régimes partiellement imbriqués, qui exigent de comprendre des périmètres, des rôles et des obligations parfois difficiles à articuler. L'enjeu, à ce stade de l'ouvrage, est donc d'installer un repère : l'AI Act est un pilier d'un cadre plus large, et c'est cette cohérence d'ensemble (ou ses défauts de cohérence) qui conditionnera l'expérience réelle des entreprises.

Dans ce contexte, la question des délais et des retards prend une dimension structurante. Le calendrier juridique avance par jalons fixes, alors que les outils d'application, les orientations interprétatives et les normes harmonisées se constituent progressivement. La Commission a d'ailleurs engagé en 2025

une réflexion de simplification et d'ajustement, avec un « Digital Omnibus » visant notamment à améliorer l'opérationnalité et à mieux articuler certaines échéances avec la disponibilité des instruments de mise en œuvre.

1.5.3. De la règle à la mise en œuvre

L'architecture retenue par la Commission conduit, pour les organisations intégrantes, concevant ou utilisant l'IA, à un déplacement du centre de gravité de la conformité. Une régulation fondée sur les risques, structurée par des obligations graduées et des responsabilités réparties le long des chaînes de valeur, suppose que les acteurs puissent établir, de manière robuste et partageable, la preuve de leur conformité. Cette preuve repose sur des critères communs, des méthodes, des formats de documentation, des procédures d'essai et, plus largement, un langage technique stabilisé.

Face à cet objectif affirmé, deux voies sont possibles, affirmer que l'on va encore de fait complexifier les exigences dans une fuite en avant dans les détails opérationnels et opposables de conformité, ou privilégier le travail d'élaboration en commun pour trier dans tout cela, pour aller vers des principes illustrés par des cas et un contrôle a posteriori des cas problématiques.

Dans le modèle du *New Legislative Framework*, la normalisation occupe précisément cette fonction. Elle traduit des exigences juridiques générales en référentiels techniques utilisables, vérifiables et auditables, susceptibles de réduire l'incertitude, d'harmoniser les pratiques et de rendre la conformité plus réutilisable d'un acteur à l'autre. Appliquée à l'*AI Act*, cette charnière revêt une importance particulière, car elle conditionne la possibilité d'une mise en œuvre proportionnée et soutenable, en clarifiant progressivement les attentes et les méthodes d'évaluation.

Cette fonction se déploie toutefois dans un environnement sous tension. Les échéances d'application précèdent, sur plusieurs segments, la disponibilité complète des référentiels, ce qui alimente une zone d'incertitude pour les acteurs. La gouvernance et la représentativité des travaux, ainsi que l'articulation entre référentiels européens et internationaux, pèsent également sur la crédibilité du dispositif. Enfin, les implications économiques sont directes, puisque rendre la conformité démontrable implique des compétences, des processus et parfois des audits, avec une capacité d'absorption inégalement répartie entre grandes organisations, PME, ETI et acteurs publics.

L'analyse détaillée, calendrier des référentiels, modalités de gouvernance, articulation internationale, effets économiques et stratégies d'influence, sera reprise en partie 4, où la normalisation sera traitée comme un levier de stabilisation, d'anticipation et, pour certains acteurs, de maîtrise stratégique du cadre.

Cet état des lieux réglementaire installe ainsi un fil directeur pour la suite. Il révèle un cadre juridiquement structuré, ambitieux dans sa conception mais dont la solidité dépendra de son inscription dans la durée. L'*AI Act* est né d'une volonté d'anticipation, en effet, dès sa proposition initiale, la Commission soulignait le risque de fragmentation du marché intérieur, plusieurs États membres envisageant des initiatives nationales. L'urgence d'harmoniser a imprimé un rythme politique soutenu, dans un environnement technologique qui, depuis lors, a encore accéléré, comme l'a montré l'intégration tardive des modèles d'IA à usage général.

Comme cela a été mis en évidence précédemment, l'un des enjeux majeurs réside dans le risque d'un décalage durable entre l'architecture normative et le degré de maturité industrielle du tissu économique européen. Si la charge de conformité devait s'exercer de manière asymétrique, pesant plus lourdement sur les acteurs émergents et les entreprises en phase de structuration que sur les grandes plateformes internationales dotées de ressources juridiques et financières considérables,

l'effet pourrait s'avérer paradoxal. L'instrument pensé comme levier de structuration stratégique et de souveraineté deviendrait alors un facteur de tension compétitive supplémentaire.

L'enjeu dépasse désormais le seul contenu de l'AI Act et renvoie plus largement à la stabilité du cadre réglementaire européen dans le champ numérique. Les ajustements engagés très tôt, notamment à travers les travaux de simplification comme le Digital Omnibus, montrent que l'équilibre initial reste fragile. Le fait que des corrections soient envisagées alors même que le règlement entre progressivement en application n'envoie pas un signal favorable en matière de prévisibilité.

La question est donc celle de la stabilité dans le temps. Les entreprises ont besoin d'un cadre lisible et relativement durable pour engager des investissements industriels. Si les règles apparaissent susceptibles d'évoluer rapidement, l'incertitude peut freiner les décisions, indépendamment même du niveau d'exigence des obligations.

Dans ce contexte, l'enjeu pour les entreprises n'est plus seulement de se conformer au texte, mais de structurer leur capacité d'adaptation. La partie 3 portera en effet sur la manière dont elles peuvent s'orienter dans un cadre encore évolutif. Qualifier leurs cas d'usage, clarifier leurs rôles dans la chaîne de valeur, construire une trajectoire de conformité proportionnée et intégrer la gestion des risques dans les processus métier deviendront des composantes essentielles de toute stratégie IA. Plus largement, il s'agira de comprendre comment transformer un cadre potentiellement contraignant en instrument d'organisation, de montée en compétence et, le cas échéant, de différenciation stratégique.

- **Recommandation 1**
  Éviter les politiques de précaution purement défensives (« ouverture de parapluie ») : la gouvernance de l'IA doit s'appuyer sur une compréhension réelle des usages, des risques et des impacts organisationnels.

- **Recommandation 2**
  Contribuer aux évolutions du cadre réglementaire. L'ambition juridique doit s'équilibrer avec la soutenabilité économique. En particulier, réexaminer le régime applicable à l'IA à usage général (GPAI) afin d'en garantir la cohérence avec l'approche fondée sur le risque et les usages effectifs**.**

- **Recommandation 3**
  Considérer la normalisation comme un levier stratégique : participer activement aux travaux de standardisation afin d'influencer les architectures techniques et les règles qui structureront les marchés futurs.

PARTIE II

Introduire de façon raisonnée l'IA dans les entreprises

Chapitre 2

IA et emploi

Des impacts multiples et parfois contradictoires

2.1 Des destins professionnels pluriels face à l'IA

2.1.1 L'IA transforme d'abord les tâches avant de transformer les métiers

Avant de s'interroger sur l'impact de l'IA sur les métiers, il est nécessaire de clarifier un point méthodologique : l'IA n'agit pas directement sur les métiers, mais sur les tâches.

Un métier est un assemblage de tâches de natures très différentes : certaines répétitives et standardisables, d'autres complexes, relationnelles, créatives ou décisionnelles. Ce sont ces tâches, prises individuellement, que l'IA vient transformer. Parler trop vite de métiers « augmentés » ou « remplacés » revient à sauter une étape clé. Cette approche n'est pas théorique : elle permet une compréhension fine des transformations à l'œuvre et éclaire les décisions des entreprises. Car ce sont avant tout les décisions managériales qui redessineront le profil des métiers à l'ère de l'IA.

À l'aune de cette approche, quatre grandes catégories de tâches se dessinent face au déploiement de l'IA : des tâches qui peuvent être supprimées par automatisation, des tâches enrichies par l'IA, des tâches nouvelles qui émergent précisément du fait de son déploiement, et enfin des tâches peu ou pas impactées. C'est la recomposition de ces quatre catégories, propre à chaque organisation, qui redessine ensuite les métiers.

Les tâches supprimées par automatisation

Certaines tâches peuvent être entièrement supprimées lorsqu'elles sont automatisées de bout en bout. Cette suppression reste toutefois relativement limitée tant que l'IA fonctionne comme un outil d'assistance. Elle devient en revanche beaucoup plus tangible avec le déploiement de l'IA agentique, capable d'enchaîner des actions concrètes de manière autonome.

Avec l'IA agentique, la question centrale devient la suivante : sur quelles tâches l'entreprise accepte-t-elle que la prise de décision humaine ne soit plus obligatoire ? Tant que cette décision humaine est requise, la tâche ne peut pas complètement disparaître. Lorsqu'elle ne l'est plus, certaines tâches administratives, de *back-office*[53] ou de coordination peuvent être totalement absorbées par des agents. Il faut toutefois noter que les tâches de supervision qui existaient lorsque les décisions d'exécution étaient humaines, vont demeurer car nécessaire, mais vont être, elles aussi, enrichies.

Il est essentiel de souligner que la suppression d'une tâche n'est jamais une fatalité technologique. Elle résulte toujours d'un choix explicite ou implicite de l'entreprise : accepter ou non une décision autonome, définir des seuils de risque, arbitrer entre efficacité, conformité, qualité de service et responsabilité. La technologie rend possible, le management décide.

Les tâches enrichies par l'IA

À l'inverse, de nombreuses tâches ne disparaissent pas, mais sont profondément enrichies par l'IA, qui agit alors comme un copilote ou un exécutant : elle accélère l'exécution des tâches et permet à

[53] Service administratif

l'utilisateur d'aller plus loin dans son travail, notamment pour préparer l'information, proposer des angles d'analyses complémentaires, améliorer la qualité des livrables ou encore structurer une réflexion collective. L'enrichissement par l'IA de ces tâches vont permettre des gains de temps mais aussi des gains en qualité et un élargissement éventuel en débordant sur d'autres tâches.

Les nouvelles tâches induites par le déploiement de l'IA

Le déploiement de l'IA ne se traduit pas uniquement par des suppressions ou des enrichissements. L'IA génère des données supplémentaires qu'il faut manager : *logs*[54], traces de décision, historiques de recommandations, signaux d'erreur.

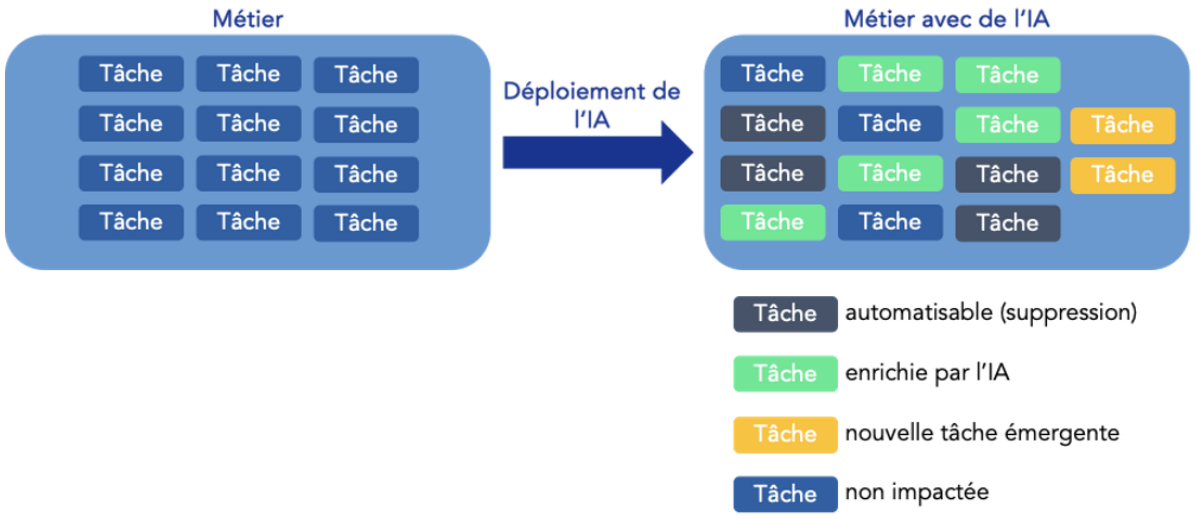
Parmi ces nouvelles tâches figurent la vérification des productions de l'IA, le contrôle qualité, la détection des erreurs ou des biais, et la validation des décisions sur lesquelles l'entreprise souhaite conserver un humain « en boucle ». Ces activités deviennent critiques dès lors que l'IA est intégrée au cœur des processus opérationnels.

Dans de nombreux cas, l'humain n'est plus celui qui exécute la tâche de bout en bout, mais celui qui intervient en dernier ressort : pour arbitrer, corriger, assumer la responsabilité ou gérer les situations atypiques. Ce rôle de boucle de rattrapage est une forme de travail à part entière, avec ses exigences propres en compétences et en vigilance. Il faut aussi prendre en compte que la mise en œuvre des IA, leur spécialisation, leur maintenance génèrent aussi en amont de nouvelles tâches.

Les tâches non impactées

Enfin, certaines tâches restent peu ou pas impactées par l'IA. Ce sont généralement d'une part celles où la relation humaine, le jugement contextuel, la responsabilité morale ou la légitimité sociale sont centraux. Là encore, il ne s'agit pas d'une limite absolue de la technologie, mais d'un choix. Mais aussi d'autre part des tâches à composante physique ou matérielles qui ne sont pas faciles ou sont dangereuses, ou couteuses à automatiser.

Décider de ne pas automatiser certaines tâches peut relever d'une stratégie assumée : préserver la qualité de la relation, maintenir un haut niveau de contrôle, protéger l'image de marque ou répondre à des exigences réglementaires. Le périmètre d'action de l'IA est donc autant une décision managériale qu'un sujet technique.



Graphique n°6 : Transformation des métiers avec l'IA - Source : Thomas Barroca

[54] Fichier journal

La manière dont une entreprise choisit d'implémenter l'IA sur les tâches conditionne l'évolution des métiers. En fonction des tâches supprimées, enrichies, créées ou maintenues, les métiers suivent des trajectoires multiples. Ils empruntent des destins différents face à l'IA.

C'est la raison pour laquelle il est crucial d'identifier et d'anticiper la recomposition des tâches, avant de se poser la question suivante : que deviennent les métiers ?

C'est une des clés de succès et un défi majeur des organisations en matière de mise en œuvre durable de l'intelligence artificielle.

2.1.2 La transformation des métiers

Yann Ferguson distingue dans ses travaux sur la mutation du travail quatre grandes typologies de transformation des métiers et d'évolutions professionnelles : métiers augmentés, réhumanisés, dominés et remplacés par l'IA. Nous reprenons cette catégorisation dans l'énoncé ci-après des impacts de l'IA sur les métiers.

Les métiers augmentés par l'IA

Les métiers augmentés par l'intelligence artificielle reposent sur une combinaison humain/IA. L'IA n'a pas vocation à se substituer aux professionnels, mais à renforcer sa capacité à agir, décider et produire de la valeur. Même lorsque certaines tâches sont automatisées ou supprimées, la dominante reste celle d'un collaborateur capable de mieux faire son travail, ou d'étendre les tâches de son poste.

L'IA agit comme un accélérateur cognitif. Elle permet d'accéder plus rapidement à l'information pertinente, de formuler des hypothèses, de proposer des diagnostics ou de préparer des actions. Le professionnel reste au centre de la décision, mais bénéficie d'un niveau d'assistance inédit.

Exemples de métiers concernés :

- Les techniciens de maintenance. Face à une panne observée, l'IA générative permet d'identifier beaucoup plus rapidement les causes probables ou les procédures de test adaptées, en s'appuyant sur l'ensemble de la base de connaissances disponible. Le métier ne disparaît pas : il gagne en efficacité, en fiabilité et en confort d'intervention.
- Les métiers du numérique. Les développeurs et *data scientists*[55] utilisent l'IA pour rédiger du code, le documenter, détecter des erreurs ou explorer des solutions alternatives.
- L'aide au diagnostic dans l'imagerie médicale. L'IA assiste ici le radiologue en détectant des anomalies, en priorisant les examens ou en proposant une forme de double lecture, sans jamais se substituer à la décision médicale finale.

Selon des exemples cités dans le livre d'Arnaud Contival et Aline Krosnobrizha, issus de retours Microsoft, ces usages se traduisent par des gains de productivité significatifs : +29% de productivité pour les développeurs, -40% de temps de réponse pour le support clients et -25% de temps de recrutement pour les ressources humaines.

Dans tous ces cas, l'IA ne remplace pas le métier : elle en augmente la portée et la qualité.

[55] Spécialistes en science de données

Les métiers ré-humanisés par l'IA

Les métiers ré-humanisés par l'intelligence artificielle sont souvent des professions dont l'essence repose sur la relation humaine, mais qui ont progressivement été envahis par des tâches administratives, normatives ou de reporting. L'IA permet ici de redonner du temps et de l'attention à l'humain.

Dans ces métiers, l'enjeu n'est pas tant la performance brute que la qualité de la relation. Les commerciaux, par exemple, sont par nature des métiers de contact, de compréhension fine des besoins et de construction de relations de confiance. Pourtant, une part croissante de leur temps est absorbée par l'administratif. L'IA peut alléger cette charge, préparer des synthèses, automatiser des comptes rendus ou structurer l'information, afin que le commercial puisse se recentrer sur ses clients.

Le cas des médecins est tout aussi emblématique. La multiplication des obligations administratives et de traçabilité a progressivement réduit le temps médical effectif, estimé jusqu'à 25% de leur temps. En automatisant la rédaction de comptes rendus, la synthèse d'informations ou la préparation de documents, l'IA permet de libérer du temps pour l'écoute, l'explication et la décision partagée avec le patient.

Cette logique peut également s'étendre aux agents du service public. En automatisant une partie du traitement administratif, l'IA ouvre la possibilité d'un recentrage sur l'accompagnement des citoyens. Ces métiers, qui avaient parfois perdu leur cœur de valeur, peuvent ainsi retrouver leur raison d'être initiale.

Les métiers dominés par l'IA

Les métiers dominés par l'intelligence artificielle s'inscrivent dans une trajectoire plus ambivalente, qui se décline en deux cas.

Dans le premier cas, l'IA automatise massivement les tâches simples et standardisées, laissant aux humains la gestion des cas complexes, atypiques ou problématiques. L'humain y voit son initiative fortement contrainte du fait de la standardisation et se trouve en charge des erreurs d'automatisation, des récriminations des métiers voisins ou des clients, avec un emploi du temps densifié en tâches difficiles. Dans ces situations, le métier ne disparaît pas, mais il se transforme de manière déséquilibrée. Là où existait auparavant une répartition entre tâches simples et tâches complexes, le collaborateur se retrouve à ne traiter que ce que l'IA ne sait pas faire : erreurs, exceptions, situations tendues ou conflictuelles. Le travail devient plus exigeant, plus stressant, et souvent plus difficile à soutenir dans la durée.

Le deuxième cas correspond à une forme de subordination fonctionnelle plus poussée de l'humain à l'IA, qui pilote les tâches, leur exécution et leur suivi. Dans certains environnements fortement instrumentés, comme certains centres logistiques ou activités de livraison, l'opérateur est contraint de suivre des cadences imposées, sans autre valeur ajoutée que la vitesse d'exécution et l'attention portée à la correction d'erreurs éventuelles. On retrouve cette logique dans certains rôles data, réduits à l'alimentation et à la vérification des systèmes automatisés.

Question pivot — Que devient un métier lorsque 100 % du travail humain se compose de tâches complexes ou de supervision ? La disparition des tâches simples supprime des temps de respiration, d'apprentissage progressif et d'équilibre. Le collaborateur devient une boucle de rattrapage permanente du système.

Ces métiers dominés par l'IA soulèvent des enjeux majeurs de qualité de vie au travail, de charge mentale et de fidélisation. Ils constituent un signal d'alerte sur la manière dont l'IA a été intégrée, davantage au service de l'optimisation et du rendement que de la qualité du travail et de la mobilisation des compétences humaines.

Exemples de métiers concernés :

- Agents de centres d'appels traitant uniquement les réclamations complexes ou conflictuelles après automatisation des demandes simples,
- Analystes de fraude ou de conformité intervenant principalement sur des alertes à forte complexité,
- Opérateurs de contrôle qualité chargés de corriger ou valider les sorties de systèmes automatisés,
- Modérateurs de contenus exposés en priorité aux cas les plus sensibles ou violents.

Les métiers remplacés par l'IA

Enfin, certains métiers sont remplacés par l'intelligence artificielle. Il ne s'agit pas nécessairement de métiers dont 100 % des tâches seraient automatisées, mais de situations où une part suffisamment importante des tâches est prise en charge par l'IA pour que le poste, tel qu'il existait, ne fasse plus sens économiquement.

Le métier de traducteur en est une illustration souvent citée. La traduction quasi instantanée, y compris en temps réel, rend difficile la projection de certains segments du métier. Des tâches subsistent, mais leur volume ou leur valeur ne justifient plus toujours un poste dédié.

Exemples de métiers concernés :

- Traducteurs généralistes sur des contenus standardisés, fortement automatisables,
- Sténographes, chargés quasi-exclusivement de faire du *speech-to-text*[56],
- Assistants de direction chargés principalement de la gestion d'agendas, de rendez-vous ou de coordinations multiples,
- Opérateurs de saisie et agents de back-office transactionnel, dont les activités reposent sur le traitement de flux standardisés,
- Planificateurs ou ordonnanceurs intervenant sur des processus simples et répétitifs.

Ces situations soulèvent des enjeux essentiels : que fait-on des tâches restantes ? Comment accompagne-t-on les personnes concernées vers de nouvelles compétences, une reconversion ou une diversification de leur rôle ? Reconnaître l'existence de ces métiers remplacés par l'IA n'est pas un aveu de fatalisme, mais un préalable nécessaire pour organiser des transitions professionnelles responsables.

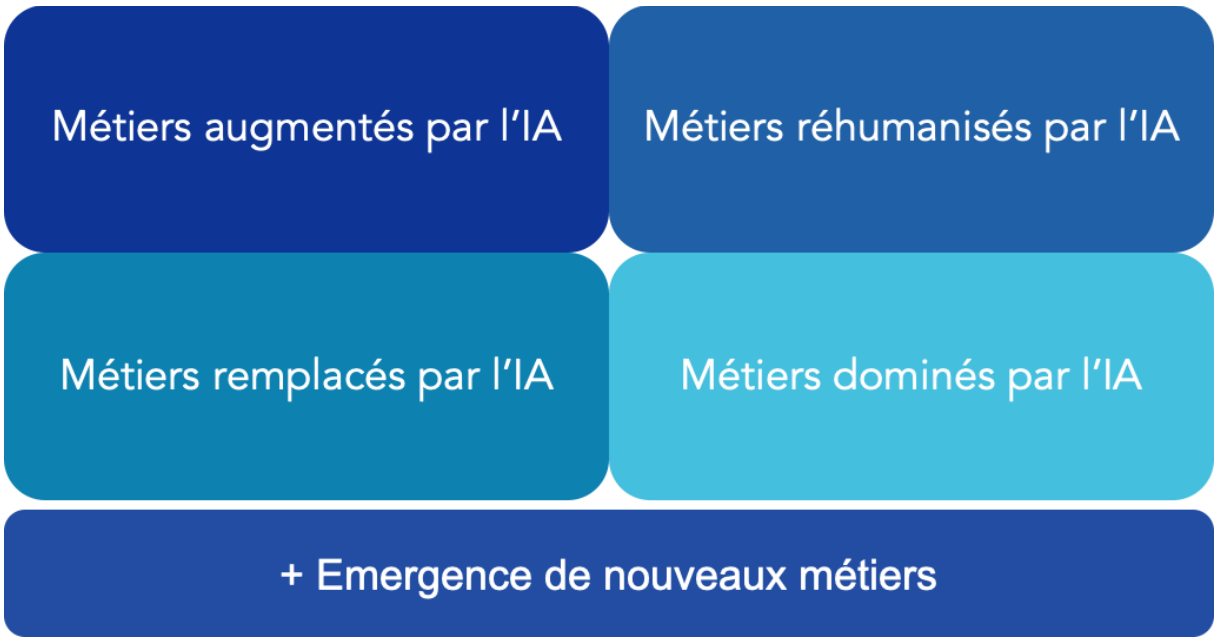
Remarque : L'emploi des juniors

Dans de nombreux métiers, les parcours de formation des profils juniors reposent traditionnellement sur l'apprentissage et la prise en charge progressive des tâches les plus simples, avant d'accéder à des tâches plus complexes. L'automatisation de ces tâches simples, lorsqu'elles étaient historiquement exécutées par des humains, pose un enjeu majeur : celui de la construction de nouveaux parcours

[56] Reconnaissance vocale

d'apprentissage.

Cette évolution interroge directement la manière de former et d'accompagner les juniors. Elle invite à repenser les dispositifs de formation, notamment en intégrant davantage de mises en situation, d'expérimentation encadrée et d'apprentissage de l'usage de l'IA comme outil de travail à part entière, dès la formation initiale.



Graphique n°7 : Les 4 trajectoires des métiers face à l'IA - Source : Thomas Barroca

Faire des choix et les accompagner

Les catégories présentées dans ce chapitre ne décrivent ni des métiers figés, ni des trajectoires irréversibles. Un même métier peut relever de plusieurs catégories à la fois, ou évoluer de l'une à l'autre dans le temps. Il peut être à la fois augmenté et réhumanisé, ou basculer vers une situation de domination ou de remplacement selon les choix opérés.

Ces différences ne tiennent pas uniquement à la technologie. Elles résultent avant tout de choix stratégiques : choix technologiques, choix organisationnels, et surtout choix managériaux. Décider d'automatiser une tâche, de conserver une décision humaine, de reconnaître les nouvelles activités créées par l'IA ou d'en absorber silencieusement la charge n'a pas les mêmes conséquences sur le travail réel.

Un même métier peut ainsi connaître des destins très différents d'une entreprise à l'autre. Dans certaines organisations, l'IA devient un levier d'augmentation ou de réhumanisation. Dans d'autres, elle conduit à une domination du travail humain, voire à la disparition du poste. La trajectoire n'est pas dictée par la technologie, mais par la manière dont elle est intégrée dans l'organisation.

Tout est question de choix, comme l'ont montré les stratégies partagées lors de nos interviews sur le déploiement de l'IA dans la relation client. Une stratégie peut consister à utiliser l'IA pour accélérer l'externalisation, en gommant les frontières géographiques ou linguistiques grâce à la standardisation et à la transformation en temps réel de la voix. Une autre stratégie, à l'inverse, consiste à s'appuyer sur l'IA pour réduire les coûts de production et permettre une réinternalisation des activités en France et en Europe. Deux stratégies aux conséquences différentes, qui illustrent que la technologie ne dicte

pas le résultat : ce sont les choix opérés qui façonnent les trajectoires professionnelles, au même titre que d'autres décisions assumées, comme le fait de revendiquer volontairement un usage limité de l'IA pour créer de la différenciation et du lien émotionnel.

Cette cartographie montre que les organisations et leurs acteurs demeurent pleinement maîtres des trajectoires professionnelles à l'ère de l'IA, et que l'histoire du devenir des métiers reste à écrire.

- **Recommandation 4**
  Cartographier les tâches qui composent chaque métier, analyser l'impact de l'IA sur chacune d'elles et traduire ces évolutions dans les référentiels métiers et compétences afin d'anticiper la recomposition des métiers.

- **Recommandation 5**
  Identifier les métiers les plus exposés aux transformations liées à l'IA et intégrer les compétences correspondantes dans les dispositifs de formation continue.

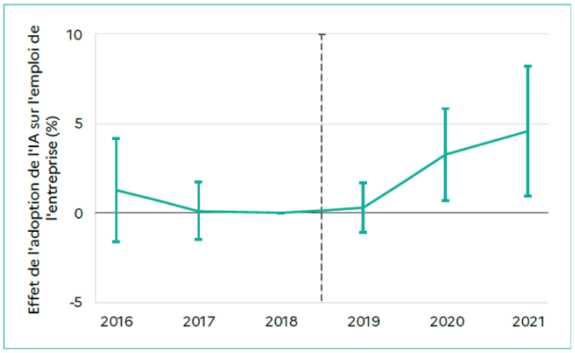
2.2 Un effet de productivité véritable mais disparate selon les secteurs et les tailles des entreprises

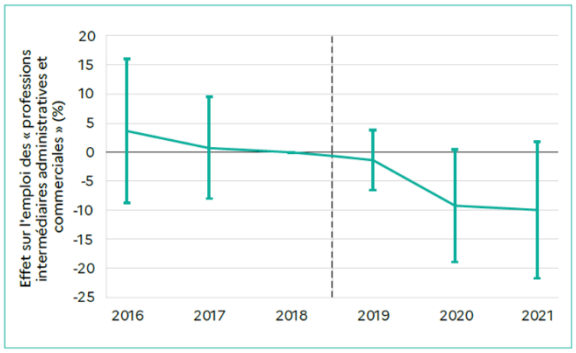
L'impact de l'IA sur l'emploi à court et moyen terme doit s'apprécier au regard de deux effets antagonistes : un effet d'éviction, qui tend à déplacer la charge de travail de l'opérateur humain vers la machine, et un effet de productivité, qui tend à améliorer l'efficacité au travail des agents. A plus long terme ces deux effets, la transformation des tâches et des métiers va mener vers une transformation en profondeur du fonctionnement basée sur la coopération autour des données et des processus de simulation, d'étude d'impact des décisions et de développement des compétences de coévolution Humain/IA.

L'effet productivité doit lui-même être apprécié au regard de l'effet rebond, encore appelé « paradoxe de Jevons » : les gains de productivité permis par une technologie tendent à accroître l'usage de la technologie en question, annulant partiellement les gains obtenus.

Comme dans le domaine macroéconomique, il n'existe pas à ce jour d'étude démontrant rigoureusement l'existence d'un impact tangible de l'IA sur la productivité : une étude de 2020 (donc antérieure à la démocratisation de l'IA générative) réalisée sur des entreprises américaines montre par exemple une corrélation positive entre usage de l'IA et croissance de la productivité mais sans fournir de chiffres réellement significatifs.

Si l'INSEE estime que l'emploi total des entreprises ayant adopté l'IA augmente davantage que dans celles ne l'ayant pas fait (graphique n°4) en raison notamment de la création de nouveaux emplois, cet effet n'est pas uniforme : les entreprises adoptant l'IA pour des tâches de gestion administrative ou de marketing voient ainsi leur emploi diminuer dans les catégories dites de « professions intermédiaires administratives et commerciales » (Cf. graphique n°5), ce qui est cohérent avec le graphique automatisation / exposition présenté plus bas, où les emplois administratifs (assistant(e) notamment) figurent parmi les types d'emploi les plus menacés par l'IA.





Graphiques n°8 et 9 : Effet de l'adoption de l'IA sur l'emploi - Source : Commission de l'intelligence artificielle (2024)

Au niveau global, une étude américaine de 2023 a montré une augmentation du niveau de productivité d'employés du secteur de la relation clientèle assistés par l'IA ainsi qu'une diminution de leur taux de probabilité de départ de l'entreprise. De même, on a pu constater des gains significatifs (37%) pour des activités de rédaction basiques (synthèse, demandes…) assistées d'un agent conversationnel, ou encore, de façon encore plus spectaculaire, en matière de génération de code informatique (55%), autant de secteurs d'activités se prêtant plus naturellement à l'automatisation.

Une autre étude suggère néanmoins que l'impact de l'IA générative peut s'avérer négatif pour les travailleurs indépendants exerçant dans des domaines fortement exposés à l'IA : une plateforme américaine de freelance a vu ainsi son niveau global d'emplois et de revenus baisser après l'arrivée de ChatGPT en novembre 2022, semblant indiquer que l'IA générative pourrait fragiliser les agents exerçant dans des structures de petite taille.

Remplacement VS amélioration

L'Organisation Internationale du Travail (OIT) a distingué dans un rapport de 2023 deux effets de l'IA sur l'emploi : un effet de remplacement si l'IA prend directement en charge et à sa place une ou plusieurs tâches initialement effectuées par l'agent, et un effet d'amélioration lorsque l'automatisation de certaines tâches permet aux agents de se concentrer sur les tâches non-automatisables. L'OIT a estimé que le nombre d'emplois (au niveau mondial) présentant un potentiel d'amélioration par l'IA est de 13,4% contre 5,1% présentant un potentiel d'automatisation, ce qui tendrait à prouver que l'IA aurait un impact positif global sur l'emploi. Une autre étude du FMI aboutit à un résultat plus équilibré, estimant que la part d'emplois automatisables serait égale à celle remplaçable.

La réalité de cet impact a fait l'objet d'une étude de Stanford, qui a estimé à 13% la chute du taux d'emploi des jeunes diplômés (22-25 ans) sur le marché américain dans les professions les plus exposées à l'IA, ce même taux restant stable pour les professions les moins exposées. Cette chute intervient prioritairement sur les professions sujettes à l'automatisation plutôt qu'à l'augmentation par l'IA. Ce phénomène est confirmé par plusieurs sondages récents indiquant une préférence de plus en plus nette des employeurs à entraîner une IA plutôt qu'à embaucher de jeunes diplômés. S'il est encore trop tôt pour en tirer des conclusions définitives, il est probable qu'une tendance soit en train de s'amorcer de déplacement des chaînes de valeur de l'emploi humain vers les tâches nécessitant des connaissances métier approfondies, et que seul un degré de séniorité minimal permet d'acquérir. Si cette tendance venait à se confirmer, cela impliquerait de revoir en profondeur les méthodes de formation académiques afin de favoriser les parcours hybrides.

En vérité, au-delà de la lecture dans le marc de café de certaines études macroéconomiques qui ne rentrent pas dans les mécanismes d'intégration et les facteurs culturels et humains des entreprises, il

est clair que l'IA va être adoptée à moyen terme dans toutes les entreprises dans des formes diverses, à des vitesses variées en fonction de l'opérationnalité des solutions, des dynamiques de compétitivité et d'innovation des secteurs et de la disponibilité des compétences. Ne pas intégrer l'IA ne sera pas une option, apprendre et bien intégrer l'IA dans un cadre souverain doit donc être l'objectif en associant données, compétences, dynamique économique et raison d'être de l'entreprise.

Les travaux récents de mars 2026, notamment ceux menés par Anthropic, mettent d'ailleurs en évidence un écart significatif entre le potentiel théorique d'automatisation et les niveaux d'adoption observés aujourd'hui, révélant l'ampleur du chemin restant à parcourir et le décalage persistant entre perception et réalité dans les entreprises.

2.3 Les nouvelles dynamiques d'emploi

À la transformation des métiers existants décrite précédemment s'ajoute une autre dynamique, plus structurelle encore : l'émergence de nouveaux métiers, liée à l'apparition de tâches nouvelles portées par l'IA. Cette évolution s'accompagne d'une recomposition progressive des trajectoires professionnelles. L'IA ne se contente pas de déformer les contours des métiers en place, elle redessine aussi la chaîne de valeur du travail, depuis l'entrée dans l'emploi jusqu'à la transmission de l'expertise.

Parmi les nouveaux rôles, encore en stabilisation mais déjà identifiables, figurent les orchestrateurs d'agents, les superviseurs de la qualité des systèmes d'IA, ainsi que les spécialistes de l'ajustement et de la contextualisation des modèles, qualifiés de « context engineers ». Les prompt engineers s'inscrivent également dans ce paysage, avec une vigilance particulière compte tenu de l'automatisation croissante de la rédaction des prompts, qui tend à en faire davantage une compétence à maîtriser au sein de certains métiers qu'un poste à part entière.

Ces fonctions traduisent un déplacement de la valeur vers la capacité à concevoir, cadrer, piloter et contrôler des systèmes intelligents, plutôt qu'à exécuter directement les tâches. Plusieurs observateurs, dont Michel Lévy-Provençal et Pierre Matuchet, rappellent que ces rôles ne doivent pas être interprétés comme une nouvelle élite technologique, mais comme les premiers signaux d'une transformation plus profonde des composantes cognitives du travail intellectuel et manuel.

En parallèle, l'IA bouscule la chaîne traditionnelle d'accès à l'emploi. L'automatisation rapide des tâches simples (veille, reporting basique, premières analyses) réduit les espaces historiquement confiés aux juniors, stagiaires ou jeunes consultants. Des retours terrain issus du monde RH et du conseil font état d'une baisse de certaines offres de stages ou de recrutements sur ces fonctions d'entrée. Cette dynamique, encore partielle, pose néanmoins un risque systémique : une organisation qui ne recrute plus de juniors aujourd'hui se prive mécaniquement de ses experts de demain. Comme le rappellent plusieurs intervenants dans les travaux consacrés à l'impact de l'IA sur l'emploi et l'employabilité, notamment au sein de la *French Corporate Community*[57], la transformation se pilote dans le temps ; elle n'est pas un basculement instantané mais une trajectoire à construire. Comme signalé plus avant il faudra réorganiser l'ensemble de la filière formation, sensibilisation et intégration dans l'entreprise, en prenant en compte aussi le mouvement d'apport de compétences IA nouvelles dont les jeunes diplômés seront les vecteurs.

Cette recomposition ne concerne toutefois pas uniquement les plus jeunes. Les seniors sont parfois

[57]French Corporate Community, *L'impact de l'IA sur l'emploi et l'employabilité*, compte rendu des travaux et tables rondes (Banque de France, France Travail, HUB France IA), 20 novembre 2024 et 6 mars 2025, initiatives labellisées Sommet de Paris pour l'action sur l'IA.

présentés comme fragilisés par l'IA, mais cette lecture mérite d'être nuancée. Les outils actuels sont plus accessibles que lors des vagues technologiques précédentes du fait des interfaces en langue naturelle, et l'expertise métier va demeurer un atout décisif pour cadrer, challenger et interpréter les résultats produits par les systèmes d'IA. Les échanges issus de la *masterclass* organisée à Sciences Po[58] montrent que l'IA tend à bénéficier davantage, y compris, aux experts qu'aux débutants, à condition que l'acculturation soit organisée. L'enjeu n'est donc pas une opposition entre générations, mais la capacité à penser leur complémentarité : aux plus expérimentés le discernement et la profondeur de compréhension, aux plus jeunes les réflexes d'usage et d'exploration des outils et la culture des nouvelles façons d'utiliser les connaissances et la coopération.

Au fond, ces nouvelles dynamiques d'emploi mettent en lumière une responsabilité stratégique des organisations. L'IA peut conduire à un nivellement par la moyenne si elle est utilisée comme un simple substitut, ou au contraire devenir un levier de capitalisation, de transmission et de montée en compétence collective. Comme le souligne Françoise Soulié-Fogelman[59], l'enjeu dépasse largement la technologie : il s'agit de repenser la formation continue, l'articulation entre éducation et entreprise, et l'aptitude à apprendre en permanence dans un environnement où les métiers évoluent plus vite que les cursus. Les nouvelles dynamiques d'emploi ne sont donc ni une fatalité ni une promesse automatique ; elles sont le produit de choix organisationnels qui engagent la soutenabilité des compétences à moyen et long terme.

Les métiers et les tâches liées aux données

L'intelligence artificielle se nourrit de données. Pourtant, un récit simplificateur tend aujourd'hui à réduire les enjeux de la donnée à l'alimentation de grands modèles de langage, présentés comme en manque chronique de données. Ce discours occulte un point essentiel : les difficultés liées aux données ne concernent pas uniquement l'entraînement de modèles généralistes, mais avant tout la capacité des entreprises à mobiliser, structurer et exploiter leurs propres données de manière maîtrisée.

Dans les faits, une partie significative de la valeur captée par les grands acteurs de l'IA repose sur les données fournies par les entreprises elles-mêmes, au travers des usages quotidiens, des prompts, des bases de connaissances internes et des dispositifs d'affinage ou de RAG. La question des données n'est donc pas uniquement quantitative ; elle est profondément stratégique, organisationnelle et souveraine.

La maîtrise des usages de l'IA, leur efficacité et leur souveraineté passent, pour les entreprises, par la maîtrise de leurs données, par l'agilité dans leur production et par le développement d'une culture de coopération dans leur usage, en interne comme avec des partenaires. Il devient critique de structurer des communautés d'intérêts capables de constituer des corpus de données pertinents et exploitables à l'échelle.

Cette évolution implique de renforcer les métiers, et, plus largement, ceux liés à la gestion des connaissances et de la donnée au sein des organisations, mais aussi de développer des rôles d'interface avec les acteurs de l'IA et de la création d'applications. La création de valeur par l'IA ne repose pas uniquement sur les modèles, mais sur la capacité collective à organiser, gouverner et activer les données qui les alimentent.

[58]Sciences Po Executive Education, *L'IA au cœur des transformations des organisations : défis et enjeux pour le management*, masterclass avec Olivier Martinez et Michel Barabel, 27 mars 2024.

[59]Françoise Soulié-Fogelman, *Interventions sur l'impact de l'IA sur l'emploi, l'employabilité et la formation*, French Corporate Community – Banque de France, 2024–2025

2.4 Le développement et la construction de compétences : rattrapage, clivage, paresse, créativité… des effets multiples et parfois paradoxaux

L'introduction des livres à l'époque, puis des moteurs de recherche tels que Google, ou d'encyclopédies ouvertes du type Wikipédia ont déjà transformé l'architecture de la formation dans la transformation de l'accès aux connaissances moins codifiées que dans les cours professoraux, les MooC et les manuels scolaires.

Le problème central reste l'apprentissage cognitif et la formation des savoirs, savoir-faire, et les capacités humaines pour utiliser les machines, outils, logiciels en apportant leur valeur ajoutée pour pallier leurs limites et en inventer de nouveaux. L'IA est un outil puissant qui demande à réfléchir sur son mode d'emploi, que ce soit pour former ou pour opérer un métier. Dans un premier temps l'usage des IA sans recul peut provoquer des effets diversifiés et contradictoires.

Effet « rattrapage »

L'un des effets de l'IA les mieux documentés à ce stade concerne les gains de productivité, qui semblent concentrés majoritairement sur les travailleurs les moins productifs : un effet de rattrapage significatif a ainsi été constaté dans le domaine de la conduite en taxi lors d'une étude menée dans la ville de Yokohama (Japon), où l'écart entre les chauffeurs les moins productifs et ceux les plus productifs a ainsi été réduit de 14%[60]. De même, les gains de productivité constatés pour les agents du service clientèle de l'étude citée plus haut[61] se concentrent très largement sur les travailleurs les moins expérimentés.

Cet effet rattrapage est également visible dans le domaine de l'apprentissage : les agents conversationnels permettent ainsi aux élèves les moins doués de réaliser des progrès substantiels en matière d'apprentissage de l'anglais lorsque ceux-ci sont soumis à des tests simples de type QCM[62], l'impact sur les élèves les plus doués étant moins visible. Ce phénomène peut s'expliquer de plusieurs façons : capacité de personnaliser l'assistant en fonction des besoins propres des élèves, plus grande liberté de l'élève dans le choix de ses questions ou encore moindre peur de se tromper face à une machine ou de faire répéter plusieurs fois une même réponse à une question : la possibilité de créer un environnement d'apprentissage libéré de toute forme d'anxiété constitue en effet un atout majeur de l'interaction avec l'IA.

Un effet similaire a également été constaté dans l'enseignement supérieur et sur des matières plus techniques, comme l'aide au passage d'examens de droit à la faculté du Minnesota.[63] Durant cette étude réalisée en 2023, les élèves pouvaient ainsi échanger avec l'assistant conversationnel GPT-4 tout au long de l'examen : il en ressort que les élèves les moins doués ont vu leur score augmenter bien plus nettement qu'en l'absence d'assistant et bien plus nettement que les meilleurs élèves, en particulier pour les exercices simples (QCM). Plus intéressant encore : il a été constaté une baisse des performances des meilleurs étudiants lorsque ceux-ci utilisaient l'IA. Si les auteurs de l'étude eux-

[60] Kanazawa K., Kawaguchi D., Shigeoka H. Watanabe Y, (2022), *AI, Skill, and Productivity: The Case of Taxi Drivers*, NBER working paper series
[61] Brynjolfsson E., Li D., Raymond L (2023), *Generative AI at Work*, NBER working paper series
[62] Cheon, G. et al. (2025), *Generative AI Agents in Language Learning : A Randomized Field Experiment*
[63] Choi, J. and D. Schwarcz (2023), *AI Assistance in Legal Analysis: An Empirical Study", SSRN Electronic Journal*

mêmes admettent ne pas avoir identifié avec précision les causes profondes de cette baisse, il semblerait que la réponse soit à chercher du côté d'un effet « paresse » portant les utilisateurs de l'IA à faire confiance aux résultats de la machine plutôt qu'à leurs propres capacités d'analyse, conduisant ainsi à une moindre créativité dans la réflexion et une moindre originalité dans les réponses, en particulier dans les exercices de libre propos de type essai.

Il faut cependant noter qu'il ne faut pas mélanger réussite à des examens du type QCM sans créativité par rapport à des corpus de connaissances auquel l'IAG donne accès avec un apprentissage réussi de connaissances fournissant des capacités de raisonnement et d'inférence.

Ce résultat est par ailleurs cohérent avec celui d'une autre étude réalisée la même année auprès de médecins radiologues[64], montrant que la combinaison de l'IA et de l'expertise humaine n'améliorait pas forcément la pertinence des diagnostics voire la dégradait, et que l'IA seule pouvait, dans certains cas, être plus pertinente que l'humain dans ses jugements. L'une des causes avancées par les rédacteurs de l'article était la défiance de l'humain dans les capacités de la machine lorsque ses conclusions étaient différentes des siennes propres. Cette tendance à négliger les résultats de l'IA en cas de divergence d'appréciation humain / machine, ou au contraire à leur donner systématiquement le pas sur le jugement humain, peut aussi avoir été l'une des causes ayant conduit les meilleurs étudiants de la faculté du Minnesota à de moindres performances.

Effet « clivage »

A l'inverse, l'IA peut aggraver certaines inégalités de performances humaines : une équipe de la Harvard Business School[65] a ainsi analysé en 2023 les performances financières de 640 chefs de PME et ETI kenyanes assistés de GPT4 aux premiers stades de financement de leur entreprise ; il en a découlé que les entrepreneurs les plus performants (évalués a posteriori) augmentaient leurs bénéfices de 15% quand ceux des moins performants diminuaient de 8%.

Cet effet a également été constaté par D. Asam et D. Heller [66] auprès de start-ups de développement logiciel, l'usage de Microsoft GitHub Copilot permettant de réduire de 19% leurs délais de financement, avec des performances plus marquées lorsque les dirigeants disposaient antérieurement de compétences managériales et techniques.

Il peut donc se produire un effet inverse de clivage qui amplifie les disparités.

Effet « paresse »

Il a été également remarqué que la confiance excessive dans l'IA pouvait engendrer des effets de pertes de compétences chez les sujets apprenants dès lors que ceux-ci deviennent privés de l'IA : une étude de 2024[67] réalisée auprès de 1000 étudiants en mathématiques montre ainsi que les résultats des étudiants ayant appris à l'aide d'un assistant conversationnel chutent de 17% en moyenne après

[64] Nikhil Agarwal et al. (2023), *Combining Human Expertise with Artificial Intelligence : Experimental Evidence from Radiology 1*, Nat'l Bureau of Econ. Rsch., Working Paper No. 31422

[65] Otis, N. et al. (2024), *The Uneven Impact of Generative AI on Entrepreneurial Performance*, Working Paper, No. 24-042, Harvard Business School

[66] Heller, D. and D. Asam (2024), *Generative AI and Firm-level Productivity: Evidence from Startup Funding Dynamics*

[67] Bastani, H. et al. (2024), *Generative AI Can Harm Learning*, The Wharton School Research Paper, University of Pennsylvania

retrait de l'assistant. Une autre étude réalisée la même année auprès d'étudiants européens en informatique[68] suggère de son côté que si l'IA peut être utile dans son mode conversationnel pour approfondir la connaissance d'un sujet, l'usage trop répété d'un LLM à des fins de résolution d'exercice peut nuire à l'apprentissage des notions sur le long terme. Il existerait ainsi un effet « béquille » favorisant les performances sur le court terme mais nuisible *in fine* aux compétences des agents que l'on pourrait résumer ainsi : l'IA est un bon répétiteur et un mauvais magicien. Autrement dit l'IA doit être utilisée à des fins de montée en compétences pour aider un agent souhaitant vérifier ses connaissances d'un sujet de façon proactive, non pour pratiquer à sa place.

Plus inquiétant, l'IA pourrait favoriser des phénomènes dits de « paresse intellectuelle » lors du processus d'apprentissage, conduisant l'humain à s'investir moins profondément dans la maîtrise progressive des notions : c'est ce qu'a mis entre autres en évidence une équipe de chercheurs internationale en 2024, qui a constaté un effet de « paresse métacognitive » chez les étudiants apprenant à l'aide d'un LLM. Dans un registre de production pure et non d'apprentissage, c'est aussi ce qu'a constaté une étude du MIT[69] qui a rencontré un large écho lors de sa parution en juin 2025 : il était demandé à 54 volontaires répartis en trois groupes d'écrire chacun un essai, le premier groupe ayant à sa disposition un LLM, l'autre un moteur de recherche traditionnel et l'autre aucun moyen particulier. L'étude a mis en évidence que les membres du premier groupe voyaient leur activité cérébrale réduite de 55% par rapport aux membres du troisième groupe, et que 83% d'entre eux étaient incapables de citer un seul passage de l'essai qu'ils avaient écrit. A l'inverse, les membres des deux autres groupes présentaient des capacités de citation presque parfaite. A été constaté également un effet de « dépossession cérébrale », la plupart ne s'attribuant qu'une part comprise entre 50 et 90% du travail produit.

Effet « créativité »

Certaines IA permettent aujourd'hui de créer des contenus textuels, iconographiques, vidéo ou sonores d'une qualité telle que la sensibilité humaine ne peut dire si les contenus proviennent d'une machine ou d'un être humain, et il est probable que cette tendance ira en s'accroissant tant que les capacités d'apprentissage et la puissance de calcul feront de même.

L'université de Pittsburgh[70] a ainsi conduit une expérience consistant à faire lire à plus de 1600 personnes une série de poèmes écrits pour partie par ChatGPT-3.5, pour partie par d'authentiques auteurs anglais classiques (dont William Shakespeare), en leur demandant d'évaluer l'origine du poème (humain ou IA) et d'en noter la qualité : il est apparu non seulement que les participants se trompaient plus d'une fois sur deux lorsqu'ils devaient évaluer l'origine du poème, mais qu'ils attribuaient aussi des notes plus élevées en moyenne aux poèmes écrits par l'IA. De même, certaines images marketing générées par IA surpassent désormais les images générées par humains en termes de qualité, de réalisme et d'esthétique[71].

La question n'est donc plus désormais de savoir si l'IA peut rivaliser avec l'humain en matière de

[68]Lehmann, M., P. Cornelius and F. Sting (2024), *AI Meets the Classroom: When Does ChatGPT Harm Learning ?*

[69] Kosmyna N., Hauptmann E., Yuan Y ., Situ J., Liao X., Beresnitzky A., Braunstein I., Maes P. (2025), *Your Brain on ChatGPT: Accumulation of Cognitive Debt when Using an AI Assistant for Essay Writing Task*, MIT

[70]Porter, B. and E. Machery (2024), *AI-generated poetry is indistinguishable from human-written poetry and is rated more favorably*, Scientific Reports, Vol. 14/1, pp. 1-12

[71]Hartmann, J., Y. Exner and S. Domdey (2023), *The power of generative marketing: Can generative AI reach human-level visual marketing content?*, SSRN Electronic Journal

production de contenus originaux, mais de comprendre comment associer du mieux possible les capacités génératives de l'IA avec la supervision humaine.

Car, comme pour l'effet rattrapage, la question de la juste collaboration entre l'humain et la machine se pose avec une acuité forte : une étude de 2024[72] a ainsi fait apparaître que la collaboration humain / IA conduisait à des résultats jugés en moyenne plus créatifs que ceux produits par l'humain seul, mais que l'IA seule était jugée encore plus créative. Il arrive même parfois que l'hybridation dégrade les résultats produits par les humains, comme cela a pu être mesuré sur une autre expérience conduite en 2024[73], qui a conclu que l'usage de l'IA pouvait affecter négativement les capacités d'écriture d'un panel de rédacteurs. Cet effet s'estompe néanmoins avec la pratique : si l'usage brut de l'IA peut affecter la créativité humaine, son utilisation sur le long terme peut, au contraire, la stimuler. Il a ainsi été constaté par une équipe de l'université du Maryland[74] que la maîtrise progressive du prompt acquise par les opérateurs humains à mesure de l'utilisation du LLM conduisait à des résultats plus créatifs lors d'une expérience de production d'images. Sans surprise, la combinaison d'un savoir-faire en matière de prompt et d'une connaissance préliminaire par l'opérateur du secteur sur lequel il lui est demandé de produire une image conduit aux résultats les mieux notés.

Apprentissage et formation : Trouver l'équilibre dans la complexité

L'action de l'IA mise au service de la pédagogie ne semble pas identique selon le niveau de complexité auquel celle-ci est appliquée : adaptée à l'apprentissage de notions simples et à des niveaux académiques élémentaires, ses effets à des stades académiques plus élevés sont plus ambigus.

Le côté personnalisé et réflexif de l'IA, par un dialogue personnalisé et réflexif avec les apprenants, permet en effet, par effet de répétition et de sécurité, un apprentissage apparemment efficace de notions simples. Elle permet également, appliqué à des notions plus ardues mais sur des exercices relativement simples (QCM), des résultats probants. En revanche, appliqué à des problèmes plus ardus (essai libre, production de texte…) ou utilisé comme outil de résolution d'exercice, son action *sur les opérateurs apprenants* semble moins efficace, voire contre-productive. Dès lors, la question se pose du bon ajustement de l'usage de l'IA à des fins d'apprentissage et de formation : son usage semble plus adapté à des tâches ou des notions élémentaires et sous une forme conversationnelle et interrogative.

Trouver la juste délégation à l'IA : La clé ?

La question de l'augmentation par l'IA ne doit pas se faire en pensant exclusivement la machine comme une aide centrée sur l'activité humaine, mais doit intégrer nécessairement la question de savoir dans quelles situation l'IA peut s'avérer meilleure que l'opérateur humain, et sous quelles conditions celui-ci peut lui laisser une part d'autonomie dans la prise de décision.

A cet égard, l'exemple de la radiologie pris plus haut est éloquent : il montre qu'il peut arriver en effet

[72]Bohren, N., R. Hakimov and R. Lalive (2024), *Creative and Strategic Capabilities of Generative AI: Evidence from Large-Scale Experiments*, IZA Discussion Papers, No. 17302, Institute of Labor Economics (IZA), Bonn

[73] Niloy, A. et al. (2024), *Is Chatgpt a menace for creative writing ability? An experiment*, Journal of Computer Assisted Learning, Vol. 40/2, pp. 919-930

[74]Zhao, W., W. Wang and S. Viswanathan (2024), *Spillover Effects of Generative AI on Human-Generated Content Creation: Evidence from a Crowd-Sourcing Design Platform*, SSRN Electronic Journal.

des situations dans lesquelles le jugement humain, interférant avec celui de la machine, conduit à des résultats de moindre qualité (en l'occurrence la pertinence d'un diagnostic médical) que si la machine avait conduit seule le diagnostic. Il faut aussi considérer les cas où la machine se trompe, et cerner alors la prise de responsabilité.

Cette approche est riche d'enseignements, en particulier dans les activités nécessitant une prise de décision rapide ou une consommation réduite de ressources, autrement dit, dans une optique de gain d'efficience, c'est-à-dire d'augmentation du rapport des résultats aux moyens consentis. Dans le cas des diagnostics radiologiques, l'association humain/machine s'avère consommatrice de temps et cognitivement coûteuse, pour un résultat moindre que celui fourni par l'IA seule, sachant par ailleurs qu'il a été constaté empiriquement que les experts ont naturellement tendance à prendre en compte les informations qu'ils connaissent déjà, ou qu'ils ont découvertes eux-mêmes, plutôt que les informations émanant de tiers, qu'ils soient humains ou machines.

Dès lors, la question de l'hybridation humain/machine se pose différemment : il ne s'agit plus seulement de savoir comment articuler les parts de compétences respectives de l'humain et de l'IA au sein d'une même tâche, mais de déterminer a priori quels seront d'une part les domaines où chacun sera plus performant que l'autre, d'autre part ceux où l'association sera la meilleure des solutions, selon une répartition à discuter, et dans une optique de parallélisation et non plus d'association.

Ceci impliquerait un travail suivant au moins deux axes :

- Classer/segmenter les tâches suivant trois types : celles où l'humain seul est meilleur, celles où l'IA seule est meilleure, et celles où l'association des deux est meilleure. Cette segmentation doit être faite en coopération avec les agents concernés.
- Acculturer l'intégralité des agents à ce type de fonctionnement en parallélisation de tâches.

Classification de l'augmentation humain / IA selon Labor IA

Le LaborIA, laboratoire rattaché à l'INRIA, étudiant les effets de l'IA sur l'avenir du travail, a identifié dans ses travaux cinq types de cas de collaboration humain / IA selon le niveau de tâche initialement réalisée par l'opérateur humain, de la plus basique à la plus experte.

Augmentation-sécurisation

L'IA peut renforcer la capacité de salariés à porter la responsabilité de leur travail en assurant un « deuxième regard » sécurisant les pratiques professionnelles. Cette sécurisation est singulièrement appréciable dans les domaines du contrôle, de la vérification et de la détection (de défauts, d'erreurs, d'anomalies, d'irrégularités) qui imposent une vigilance attentionnelle difficile à tenir dans la durée.

Augmentation-remédiation

L'IA peut aider le travailleur à réaliser des tâches qu'il ne sait pas ou peu faire, en particulier celles qui ont trait à l'analyse systématique, à la détection (de défauts, d'anomalies, d'irrégularités) de précision sans temps morts, etc.

Augmentation-délégation

Le soulagement des tâches répétitives, pénibles ou dangereuses par l'IA favorise le déplacement du travail vers d'autres types d'activités à plus forte valeur ajoutée ou le recentrement sur des cœurs de métier.

Augmentation-coopération

L'association humain / machine peut conduire à créer des complémentarités via par exemple les systèmes d'analyse prédictive (des temps de travail et de production) articulant l'intuition et l'expérience humaine d'un responsable de production avec l'estimation propre aux compétences statistiques de l'IA pour produire une meilleure anticipation, planification et organisation des activités.

Augmentation-rationalisation

L'IA contribue à étendre les champs de compétences des agents en leur permettant d'intervenir sur des domaines distincts mais connexes, via la maintenance prédictive notamment : un électricien peut par exemple s'appuyer sur la technologie pour intervenir sur la climatisation, et inversement pour le climaticien. Attention, si cette forme d'augmentation bénéficie à l'organisation, elle tend aussi à fragiliser la valeur de l'expertise humaine.

- **Recommandation 6**
  Soutenir la recherche et l'expérimentation sur la collaboration homme-machine afin de mieux comprendre la répartition des tâches entre humains et systèmes d'IA.

- **Recommandation 7**
  Construire une stratégie coordonnée de développement des compétences à l'ère de l'IA, articulant trois niveaux complémentaires : le système éducatif (adaptation des cursus, stages, alternance), l'entreprise (formation interne, parcours métiers et réseaux de référents IA), et les politiques publiques de reconversion.

Chapitre 3

Transformation organisationnelle et managériale

Prendre le virage

Entrer dans la question globale de l'intégration de l'IA dans l'entreprise, c'est changer d'échelle pour entrer dans une vision stratégique du changement, de son organisation et de son management. Après avoir mesuré les effets sur l'emploi, les compétences et les trajectoires professionnelles (Partie 2), il faut désormais regarder l'organisation « par le dedans » : ses arbitrages, ses chaînes de décision, sa capacité d'exécution. Or, à ce niveau, l'intégration de l'IA a un coût incompressible**,** lié autant à la technologie qu'à l'environnement de confiance dans le changement dans lequel cette technologie doit désormais être déployée.

Ce coût se loge dans tout ce qui transforme un usage ponctuel en capacité durable : la qualité et la disponibilité des données, l'organisation des connaissances de l'entreprise l'architecture de son système d'information (cloud, sécurité, interopérabilité), l'organisation des process et des structures de décision, ainsi que dans la conduite du changement, la formation, et la capacité à maintenir les systèmes dans le temps. L'IA (en particulier générative et, demain, agentique) se caractérise par une nature dynamique qui crée mécaniquement des coûts de suivi, de contrôle et de robustesse qui n'existent pas à la même intensité dans le numérique classique d'une automatique plus prévisible.

Ensuite, comme abordé en partie 1, ces coûts vont être accentués par un mouvement de fond : la montée en régime d'un cadre européen de confiance, dont l'*AI Act* est le jalon le plus visible, mais non le seul. Le règlement sur l'IA organise des responsabilités et des obligations en fonction des usages et des niveaux de risque, et il répartit ces obligations entre acteurs (fournisseurs, déployeurs, utilisateurs) dans une logique de gouvernance continue. Dans la pratique, même lorsqu'une entreprise n'est pas directement « fournisseur » d'un système d'IA, elle devient, dès lors qu'elle déploie ou intègre des systèmes dans ses processus, comptable d'exigences de maîtrise : documentation, traçabilité interne, gestion des risques, supervision, sécurité, et capacité à démontrer que l'IA est utilisée de façon contrôlée. La mise en œuvre de solutions IA en délégation va s'accompagner d'une couche supplémentaire d'évaluation, d'adaptation à des règles évolutives et de contrôles renforcés au fur et à mesure que des failles se révéleront.

Surtout, l'*AI Act* s'insère dans un environnement plus large, où plusieurs textes se superposent et se renforcent : obligations sur les plateformes et les services numériques (DSA), règles de marché et de concurrence pour les acteurs structurants (DMA), gouvernance et circulation des données (DGA, Data Act), exigences de cybersécurité et de résilience des produits et services numériques (CRA). Pris ensemble, ces textes ne produisent pas seulement plus d'exigences réglementaires : ils structurent un nouveau coût fixe de l'économie numérique. C'est ce que l'on peut qualifier, de manière descriptive, d'**« économie de la conformité » :** un système où la capacité à documenter, auditer, sécuriser, prouver et maintenir la conformité devient une composante normale de la compétitivité, au même titre que l'innovation produit ou l'efficacité opérationnelle. Dans ce cadre, l'IA ; parce qu'elle touche aux décisions, aux contenus, aux risques et aux responsabilités ; tend à concentrer et accélérer cette logique. La mise en œuvre de solutions IA en délégation va donc s'accompagner d'une couche supplémentaire d'évaluation, d'adaptation à des règles évolutives et de contrôles renforcés au fur et à mesure que des failles se révéleront.

Cette évolution crée une barrière à l'entrée très concrète. Les grandes plateformes et les grands

groupes peuvent internaliser ces charges, mutualiser des fonctions juridiques et techniques, industrialiser des dispositifs de contrôle, et parfois transformer la conformité en avantage compétitif (car elle élève le niveau d'exigence du marché). À l'inverse, pour les PME et de nombreuses ETI, la même trajectoire peut produire un effet de seuil et de rejet : l'enjeu n'est plus seulement d'avoir une bonne idée ou un bon cas d'usage, mais d'avoir la capacité organisationnelle de le rendre soutenable, sécurisé et démontrable. Cet effet de seuil pèse sur la vitesse de passage à l'échelle, sur les choix d'architecture (acheter vs construire, externaliser vs internaliser), et, *in fine*, sur la place que l'entreprise occupera dans la chaîne de valeur.

On peut penser dans ce cadre nécessaire de créer des cadres et des lieux de mutualisation des expériences, savoir-faire et bonnes pratiques pour abaisser les seuils et fournir des éléments de confiance au PME et ETI pour faire le premier pas et continuer à apprendre.

C'est dans cette perspective que s'inscrit la Partie 3. Pour résumer, réussir l'intégration de l'IA suppose d'anticiper l'ensemble des coûts (techniques, humains et organisationnels) et d'inscrire sa gouvernance (dont la conformité n'est qu'un volet) dans la stratégie. À défaut, l'IA reste cantonnée à des expérimentations dispersées, ou se développe dans l'angle mort (« Shadow AI »), au prix d'un risque croissant. À l'inverse, lorsque l'entreprise aborde l'IA comme une transformation structurée ; avec un cap, des choix d'architecture, une trajectoire d'investissement, des compétences et des garde-fous ; elle se donne les moyens de passer du potentiel à la performance, et de faire de l'IA un levier durable.

3.1 Par où commencer ?

3.1.1 La prise de conscience : c'est à vous de choisir

Comme toute technologie de rupture, l'intelligence artificielle n'est ni bonne ni mauvaise par nature. Tout dépend de l'intention, du cadre et du niveau de maîtrise avec lesquels elle est déployée.

S'il n'y avait qu'un seul message à retenir :

C'est à vous de décider comment vous souhaitez utiliser l'IA.

Le « vous » peut désigner un État, une entreprise, un manager, un collaborateur ou un citoyen, selon l'usage qui en est fait, la finalité de la technologie peut être radicalement différente. Illustrons ce propos par une analogie entre l'IA et le nucléaire.

Figures n°2 et 3 : Nucléaire et IA - Source : Thomas Barroca

BON USAGE (intention claire, maîtrise élevée)
Nucléaire Production d'électricité décarbonée et pilotable, au service d'infrastructures telles que le transport ferroviaire. **IA générative et agentique** Gain de temps significatif, facilitation du brainstorming, amélioration de la productivité, création de valeur business et soulagement des équipes sur les tâches répétitives.
USAGE MAL MAÎTRISÉ (cadre insuffisant, risques non anticipés)
Nucléaire Défaillances systémiques en cas d'événements non intégrés dans la matrice des risques, pouvant conduire à des catastrophes majeures. **IA générative et agentique** Hallucinations produisant des résultats erronés, partage involontaire de données sensibles, génération de peur dans les équipes, dégradation du bilan économique et carbone liée à des usages non maîtrisés.
USAGE MAL INTENTIONNÉ (détournement de la technologie)
Nucléaire Armes de destruction massive. **IA générative et agentique** Création de *deepfakes*[75], manipulation de l'information, nouveaux leviers de cyberattaques et atteintes à la réputation.

Cette analogie permet de poser un cadre clair. Le sujet n'est pas l'IA en tant que technologie, mais l'usage que l'organisation choisit d'en faire.

Chercher à faire un bon usage de l'IA suppose également de connaître les usages mal maîtrisés et mal intentionnés. Non pour les adopter, mais pour avoir la capacité de les anticiper, de les contrer et de s'en protéger. Dans le nucléaire, cette connaissance a notamment conduit à la logique de dissuasion. Dans le cas de l'IA, elle se traduit par la mise en place de dispositifs de sécurité, de contrôle et de résilience, destinés à lutter contre la manipulation de l'information, les *deepfakes* ou les cyberattaques.

Refuser l'IA par principe expose à un décrochage stratégique. L'adopter sans cadre ni maîtrise expose à des risques humains, économiques, juridiques et réputationnels majeurs.

Par où commencer, alors ? Par un travail de clarification collective sur les intentions : quels sont vos irritants ? Vos ambitions de croissance ? Et dans quelle mesure l'IA peut-elle vous aider à y répondre ? Ce n'est qu'à cette condition que l'IA peut devenir un levier de transformation positive, et non un facteur de désorganisation ou de défiance.

Et si l'IA n'est pas la solution à certains de vos enjeux, ce travail de clarification reste salutaire. Il est même souvent indispensable, tant il est probable que l'IA intervienne, tôt ou tard, dans vos processus.

[75] Hypertrucage

C'est précisément ce cadrage qui permet ensuite de passer d'un discours général sur l'IA à une véritable stratégie IA d'entreprise, alignée avec les objectifs business, les valeurs et la culture de l'organisation.

3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise

L'IA n'est ni un objectif ni une finalité. Elle ne remplace pas l'exercice stratégique classique. Elle vient s'y inscrire comme une opportunité d'accélération, d'amplification et de différenciation.

Autrement dit, on ne définit pas une stratégie d'entreprise à partir de l'IA. En revanche, on ne peut plus aujourd'hui définir une stratégie d'entreprise sans interroger ce que l'IA change ou pourrait changer dans cette trajectoire.

Partir du plan stratégique, pas de la technologie

La première règle consiste à repartir des fondamentaux : raison d'être, ambitions de croissance, priorités business, positionnement client, contraintes économiques. L'IA intervient ensuite comme une grille de relecture du plan stratégique existant.

Elle invite à se poser quelques questions structurantes : où peut-elle accélérer l'exécution ? Où peut-elle étendre le champ des possibles ? Où peut-elle fragiliser un avantage existant si elle est ignorée ?

Ce cadrage permet d'éviter deux écueils fréquents. Le premier consiste à faire de l'IA un sujet autonome, déconnecté de la stratégie globale. Le second, à l'inverse, revient à la réduire à un simple projet d'optimisation opérationnelle.

Deux leviers stratégiques classiques, amplifiés par l'IA

Dans la plupart des plans stratégiques, on retrouve deux grands leviers, que l'IA vient fortement amplifier.

Le premier est **la réduction des coûts opérationnels**. L'IA permet d'automatiser, de standardiser, de gagner en productivité et en rapidité d'exécution. Elle agit alors comme un levier d'efficience économique, avec des effets directs sur les marges, les structures de coûts et les modes opératoires.

Le second est **la création de valeur**. L'IA peut être mobilisée pour augmenter les ventes, enrichir l'offre, améliorer l'expérience client, innover, développer de nouveaux services, maintenir ou conquérir des parts de marché, voire se différencier durablement. Dans ce cas, elle devient un levier de positionnement et de compétitivité.

Ces deux logiques ne sont pas exclusives l'une de l'autre. En revanche, leur équilibre constitue un choix stratégique structurant, car elles n'impliquent ni les mêmes investissements, ni les mêmes impacts sur l'organisation, l'emploi ou la relation au client final.

Projeter l'IA dans son environnement externe

Définir sa stratégie IA suppose également de sortir du périmètre interne et de projeter ses effets sur l'environnement externe. Les concurrents, existants ou émergents, vont eux aussi s'emparer de ces technologies pour accélérer, se repositionner ou proposer de nouvelles offres.

L'IA devient alors un facteur de recomposition des règles du jeu concurrentiel. Le risque n'est pas tant de ne pas utiliser l'IA que de laisser d'autres acteurs l'utiliser pour modifier la proposition de valeur, la relation client ou les conditions économiques du marché.

Parmi les effets possibles sur l'environnement concurrentiel, la désintermédiation constitue une illustration parlante. L'IA peut donner à certains clients ou partenaires une capacité d'autonomie là où ils dépendaient auparavant d'intermédiaires, de prestataires ou d'expertises spécifiques.

Dans certains cas, des clients d'aujourd'hui peuvent ainsi devenir, demain, des concurrents potentiels. Cet exemple illustre un point clé : l'IA peut déplacer les frontières de la chaîne de valeur, et remettre en question des positions acquises, sans nécessairement annoncer la disparition des acteurs concernés. L'IA permet aussi l'émergence de nouveaux acteurs, souvent plus agiles, car ils se construisent d'emblée avec l'IA comme socle de base.

À l'inverse, les grandes organisations disposent certes de moyens plus importants, mais leur vitesse de transformation des systèmes d'information, du fait de leur complexité, peut s'avérer plus lente, ce qui peut freiner certaines dynamiques et laisser un espace à l'entrée de nouveaux acteurs.

Investissements, incertitude et décisions accélérées

Définir une stratégie IA implique enfin d'assumer un contexte particulier : des technologies encore mouvantes, des usages en évolution rapide et une forte incertitude sur les équilibres futurs.

Dans certains cas, l'analyse stratégique peut conduire à reconsidérer des choix d'investissement, voire, à l'extrême, à réinterroger un positionnement business si les risques de décrochage de parts de marché face à la concurrence apparaissent élevés. Cela impose des cycles de décision plus courts, des arbitrages plus fréquents et une capacité à ajuster la trajectoire sans attendre une stabilisation complète des technologies.

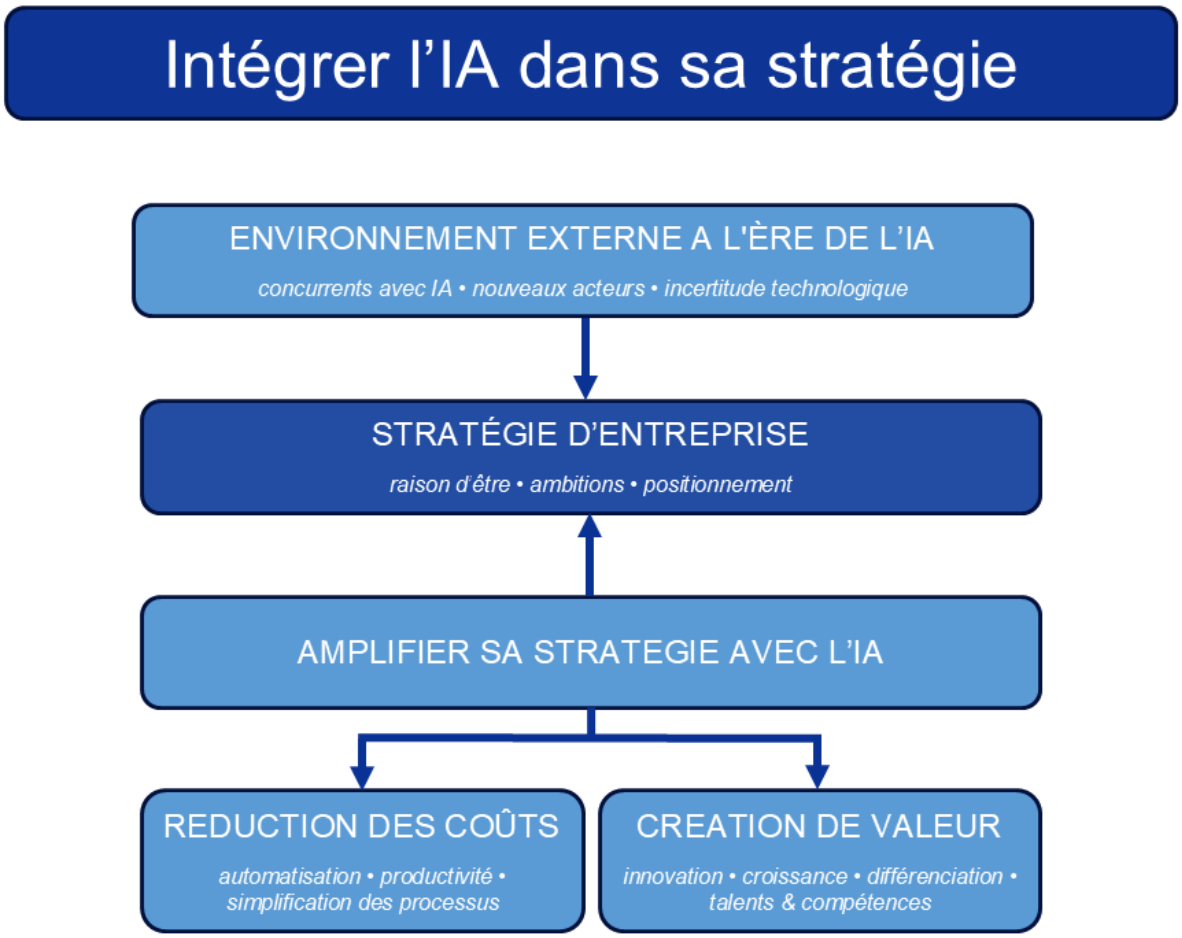
Ces choix relèvent directement du niveau stratégique et appellent une implication directe du top management. Le rôle du COMEX dans l'IA est traité dans la section suivante.

Une dernière option stratégique : choisir de ne pas utiliser l'IA

Enfin, à l'ère du « tout IA », ne pas utiliser délibérément l'IA peut aussi devenir un choix stratégique. Notamment lorsqu'il permet de créer un lien émotionnel fort, une différenciation assumée et une singularité de marque.

La dernière campagne publicitaire du *Loup mal aimé* d'Intermarché, vue plus d'un milliard de fois et revendiquée comme « sans IA », en est une illustration frappante. Elle rappelle que la valeur ne se situe pas uniquement dans l'usage de la technologie, mais dans la cohérence entre les choix stratégiques, l'intention créative et la relation au client.

En synthèse, refuser l'IA par principe expose à un décrochage stratégique. L'adopter sans intention claire ni maîtrise expose à des risques majeurs. Entre les deux, il existe une voie exigeante mais féconde : faire de l'IA un choix stratégique conscient, aligné et au service de la trajectoire, la culture et l'ambition de l'organisation.



Graphique n°10 : L'intégration de l'IA dans la stratégie d'entreprise – Source : Thomas Barroca

- **Recommandation 8**
  Engager le COMEX : créer un sentiment d'urgence en simulant l'arrivée de concurrents IA-native capables de rapidement capter votre marché.

- **Recommandation 9**
  Définir une stratégie d'entreprise claire, puis identifier où l'IA peut l'accélérer, la renforcer ou la fragiliser, tout en anticipant les recompositions concurrentielles qu'elle induit.

- **Recommandation 10**
  Équilibrer vitesse d'adoption et discipline d'investissement pour éviter à la fois le retard concurrentiel et la dispersion sur des expérimentations sans valeur.

- **Recommandation 11**
  Oser arrêter les projets IA non concluants, valoriser les apprentissages issus de l'échec et réallouer rapidement les ressources vers des initiatives plus prometteuses.

- **Recommandation 12**
  Définir un plan d'investissement IA de moyen et long terme cohérent avec la stratégie de l'entreprise, couvrant les technologies, les compétences, les partenariats et les capacités organisationnelles.

3.1.3 Vérifier la solidité des fondations avant d'activer l'IA

55 % des entreprises abandonnent leurs projets d'IA générative par manque de données de qualité, et 61 % reconnaissent que l'inexactitude de leurs données entrave leurs efforts de personnalisation basés sur l'IA[76]. Ces chiffres sont sans appel. Ils rappellent une réalité souvent sous-estimée : l'IA met en lumière, parfois brutalement, les faiblesses déjà présentes dans l'organisation.

En pratique, avant d'« activer » l'IA, il est indispensable de vérifier la solidité des fondations existantes. Trois dimensions structurantes méritent une attention particulière : la donnée, sa gouvernance et les processus opérationnels.

La donnée : la matière première indispensable

Le premier pilier concerne la donnée elle-même. L'affirmation « pas d'IA sans données » est devenue un lieu commun. Elle masque pourtant une question plus exigeante : qu'est-ce qu'une bonne donnée pour l'IA ?

Une donnée exploitable par l'IA doit d'abord être fiable, qualifiée et régulièrement mise à jour. Elle doit aussi être accessible et mobilisable, sans dépendre de chaînes de validation longues ou de silos organisationnels. Une donnée théoriquement existante mais difficilement accessible est, dans les faits, une donnée inutilisable. Enfin, elle doit être documentée, contextualisée et sécurisée. Sans métadonnées, sans référentiels partagés et sans cadre de protection adapté, la donnée perd sa valeur et devient une source de risques.

À défaut, les modèles produisent des résultats erronés, voire trompeurs, ce qui conduit rapidement à une perte de confiance des équipes. Elle doit également être suffisamment fraîche, ou du moins cohérente avec l'usage visé. Une donnée obsolète peut convenir à des analyses rétrospectives, mais devient problématique dès lors que l'IA intervient dans des décisions opérationnelles.

L'IA ne se substitue pas à la création et à l'organisation de données. Si l'existant en termes de données n'est pas maîtrisé, l'IA va amplifier les défauts et désordres existants. Et pour cause, les données interviennent dans l'usage même de l'IA sur plusieurs phases :

- L'entraînement de moteurs d'IA spécialisés ou l'affinement d'IA pré-entraînées (voir partie 1.2.3.4 Entrainement et *fine-tuning*)
- Les données et connaissances utilisées pour améliorer la qualité et la pertinence des réponses de l'IA (le RAG).
- La base de prompts pour interroger les IA.

Enfin, l'IA produit de nouvelles connaissances ou des connaissances enrichies qui doivent être qualifiées et intégrées à la base de connaissance et donner lieu à des affinages des moteurs IA éventuels par renforcement.

Gouverner la donnée : orchestrer plutôt que juxtaposer

Le deuxième pilier est celui de la gouvernance. Dans toutes les organisations, chacun produit ou consomme de la donnée, souvent sans en avoir pleinement conscience. Cette richesse devient toutefois rapidement un facteur de fragilité en l'absence d'orchestration.

L'espace de données n'est pas indépendant du fonctionnement global de l'entreprise et ne peut donc être piloté séparément.

[76]Contival, Arnaud & Krasnobrizha, Alina (2025). La Révolution IA : Quand l'intelligence artificielle réinvente l'entreprise. Héliopoles, 13 mars 2025. ISBN 978-2379851124.

Gouverner la donnée ne signifie ni tout centraliser, ni tout contrôler. Il s'agit avant tout de poser un cadre commun, permettant aux différents acteurs de travailler avec un langage partagé et des règles explicites. Ce rôle d'agrégation et d'orchestration est généralement porté par une DSI, une direction de la data ou un Chief Data Officer (CDO), en lien étroit avec les équipes métiers. L'entité en charge de la gouvernance assure la maîtrise d'œuvre technique du cadre data. En revanche, la maîtrise d'ouvrage des usages doit rester entre les mains des métiers. C'est un point particulièrement sensible de gouvernance stratégique et opérationnelle.

Les référentiels jouent ici un rôle clé en particulier. Ils garantissent que l'on parle bien des mêmes objets, avec des définitions communes facilitant la connexion des différentes données. S'y ajoutent les règles de gouvernance : qui a accès à quoi, qui peut lire, qui peut écrire et dans quel cadre. Sans ces règles, l'IA ne crée pas de valeur durable. Elle accélère la confusion, voire expose l'entreprise à des risques juridiques et réputationnels.

Ces notions de gouvernance et d'orchestration technique vont encore s'amplifier avec le volume de connaissances générées par les IA génératives et agentiques.

Process et excellence opérationnelle : automatiser avec discernement

Le troisième pilier concerne les processus existants. L'IA agentique peut optimiser des processus déjà structurés et partiellement automatisés. Elle peut aussi remplacer certaines interfaces humaines dans des activités standardisées, par exemple dans la gestion de services après-vente (SAV) ou de demandes récurrentes.

Ces perspectives d'automatisation inédites doivent être examinées avec discernement. Prenons un exemple volontairement extrême. L'IA permet de concevoir son jumeau numérique qui vous représentera en réunion. Poussée à l'extrême, elle ne réunirait plus que des jumeaux digitaux. Dans ce contexte, est-ce que cette réunion a encore un sens ?

Ces exemples illustrent une question centrale : tout ce qui est automatisable ne doit pas nécessairement l'être. L'IA ne constitue pas une simple continuité de la transformation digitale. Elle marque une rupture. Elle oblige à repenser en profondeur les processus métiers, alors même que de nombreuses organisations ne disposent pas encore de cadres stabilisés pour intégrer ces technologies[77].

Dans la liste des processus à réinterroger, figure en priorité celui du déploiement de nouveaux outils. Que disent les retours d'expérience dans les entreprises lorsque de nouvelles solutions structurantes sont introduites ? Existe-t-il des chartes d'usage, des lignes directrices, des critères d'évaluation des résultats ou des espaces de dialogue social pour accompagner l'introduction de technologies structurantes ? Il faut aussi se fixer des objectifs de performance clairs, ainsi que des politiques de résilience si un service d'IA venait à faire défaut, pour des raisons internes ou externes.

Avec l'IA, et plus encore avec l'IA agentique, certaines décisions pourront être prises de manière autonome ou en concertation étroite entre l'humain et la machine. Il devient crucial de disposer d'une politique et d'une culture d'entreprise explicite sur ces pratiques.

L'IA offre, ainsi, une opportunité rare de réinterroger les modes de fonctionnement : pourquoi ce processus existe ? Quels processus créent réellement de la valeur ? Lesquels méritent d'être

[77]Françoise Soulié-Fogelman, *Interventions sur l'impact de l'IA sur l'emploi, l'employabilité et la formation*, French Corporate Community – Banque de France, 2024–2025

automatisés ? Lesquels gagneraient d'abord à être simplifiés, voire supprimés ? Cette réflexion doit être menée conjointement par les métiers, la data, la transformation et les ressources humaines.

Avant d'ajouter une couche d'IA, il est donc essentiel de s'assurer que les fondations sont solides. Sans cela, l'IA ne fera qu'accélérer les fragilités existantes et automatiser le désordre. Alors qu'elle pourrait devenir un levier puissant de performance et de création de valeur.

- **Recommandation 14**
  Stabiliser les fondamentaux avant tout projet IA : garantir la qualité et l'accessibilité des données, clarifier leur gouvernance et cartographier les processus à transformer.

- **Recommandation 15**
  Réinterroger les processus pour identifier ce qui doit être simplifié, maintenu humain ou réellement transformé par l'IA : n'automatisez pas l'inutile.

- **Recommandation 16**
  Adapter les systèmes d'information pour permettre l'industrialisation de l'IA : stockage et gouvernance des données, sécurisation des environnements et intégration des modèles dans les applications métiers.

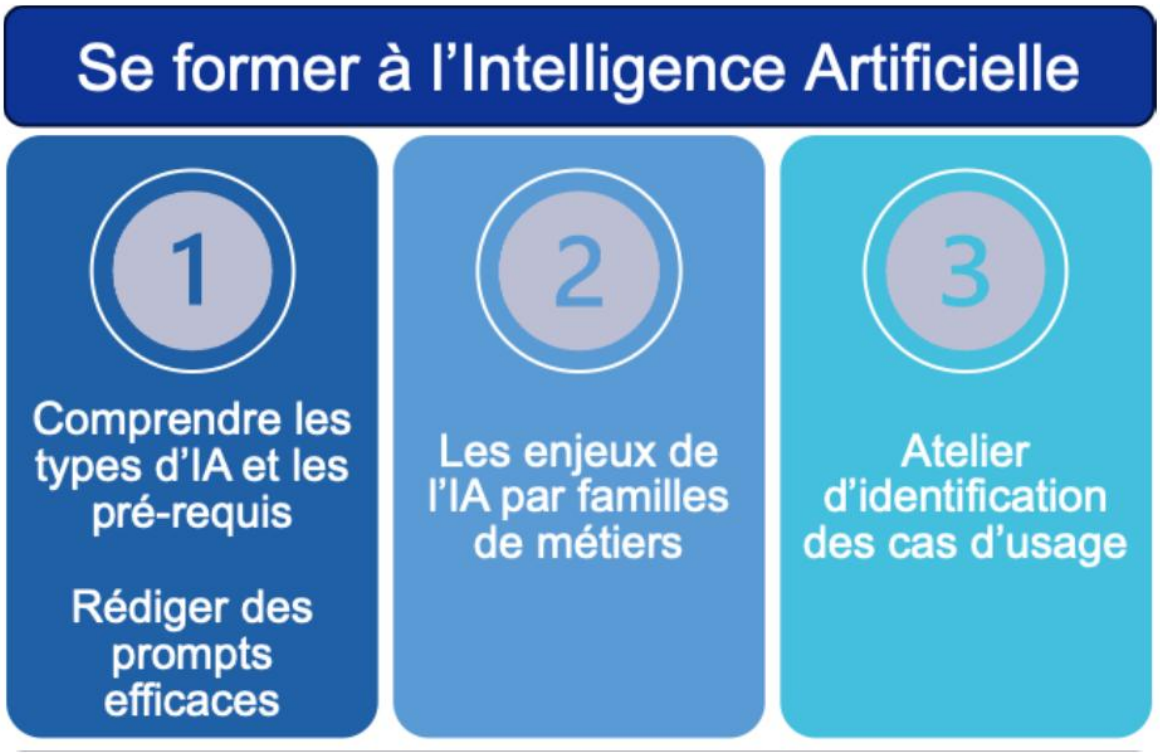
3.2 Acculturer et former à l'IA

La formation à l'IA dans les organisations est un point de départ structurant de la démarche de transformation. Mais que signifie concrètement « former à l'IA » ?

Former à l'IA, c'est préparer les équipes à un changement de posture. Il s'agit d'aider chacun à comprendre ce que ces outils peuvent faire, comment ils transforment les métiers, et comment en tirer parti de façon responsable et efficace. Il s'agit avant tout d'une démarche d'acculturation qui vise à donner un socle commun de connaissances, de manière adaptée à l'ensemble des collaborateurs. Elle permet de donner du sens, de réduire les peurs et de favoriser un réflexe d'exploration plutôt qu'une attitude de résistance.

Acculturer, c'est entrer dans une phase de coévolution des compétences humaines avec l'IA. Cela suppose de rappeler que ces outils nécessitent une intelligence humaine, tant dans leur conception que dans leur mise en œuvre.

Pour rendre cette montée en compétence concrète et lisible, trois blocs complémentaires structurent utilement la démarche : la sensibilisation aux fondamentaux de l'IA, l'appropriation par les métiers et l'identification de premiers cas d'usage.



Graphique n°11 : Formation à l'IA en entreprise – Source : Thomas Barroca

Comprendre l'IA sans rentrer dans la complexité technique

La sensibilisation à l'IA ne consiste pas à dispenser un cours technique sur les algorithmes. Elle suppose néanmoins de clarifier ce que recouvre ce terme très générique. Il s'agit de donner des repères simples sur les grands types d'IA, leurs principes de fonctionnement et leurs limites, afin de sortir à la fois du fantasme et de la banalisation, et de développer des usages maîtrisés.

Il s'agit aussi de développer une forme d'affordance, c'est-à-dire la capacité à comprendre comment ces systèmes se comportent et comment interagir avec eux, sans en maîtriser les mécanismes internes, comme on le fait avec des objets techniques tels qu'une voiture ou un smartphone.

Comprendre l'IA implique de connaître les prérequis évoqués précédemment. Ils conditionnent son efficacité : la qualité de la donnée, son mode de gouvernance et les processus existants. Chacun doit pouvoir se situer clairement dans cette chaîne : quelles données suis-je amené à consommer dans mon activité ? Quelles données suis-je amené à produire ? À quels risques suis-je exposé, notamment en matière de sécurité, de confidentialité, d'éthique ou de conformité réglementaire ? Poser ces questions tôt dans la démarche installe une culture de vigilance partagée.

Enfin, si le prompt devient de plus en plus assisté ou automatisable, la mise en pratique par son écriture reste un excellent moyen d'éviter une formation réduite à un simple mode d'emploi. Elle permet à chacun de tester concrètement les outils, d'expérimenter l'interface homme-IA qui va devenir de plus en plus présente et d'exercer un esprit critique dès les premiers usages.

Les prompts : un socle commun d'autonomie

Le prompt s'écrit ou se dicte en langage naturel pour certaines applications ou en langage spécialisé courant pour d'autres. Cette simplicité apparente rend l'IA accessible à tous, mais elle ne dispense pas de méthode d'usage. Former l'ensemble des collaborateurs aux règles fondamentales du prompt permet de créer rapidement un premier niveau d'autonomie et de discernement.

Cette formation, volontairement pratique et transversale, vise à installer un langage commun autour de l'IA. Elle s'appuie sur des mises en situation concrètes et des retours d'expérience, afin d'encourager la curiosité et la confiance.

En pratique, on peut résumer la démarche en cinq règles d'or.

Règle 1 – Définir l'objectif et le rôle

Formuler en une phrase ce que l'on souhaite produire et la posture adoptée.

Exemple : Vous êtes responsable marketing et souhaitez rédiger un mail à destination d'un client fidèle afin de lui présenter une nouvelle offre exclusive, sans adopter un ton commercial excessif.

Règle 2 – Donner le contexte

Préciser qui parle, à qui et pourquoi.

Exemple : Vous écrivez au nom d'une entreprise de services haut de gamme. Le client est abonné depuis cinq ans et très satisfait. L'objectif est de renforcer la relation de confiance.

Règle 3 – Indiquer le style attendu

Définir le ton, le format ou la longueur.

Exemple : Ton professionnel, chaleureux et personnalisé. Huit lignes au maximum.

Règle 4 – Formuler les contraintes

Identifier les éléments à respecter ou à éviter.

Exemple : Ne pas mentionner de prix. Valoriser la fidélité du client. Éviter tout argument commercial agressif.

Règle 5 – Itérer et améliorer

Tester, ajuster et affiner la production.

Exemple : Reformuler le message en renforçant la reconnaissance du client et le caractère exclusif de l'offre.

Pour aller plus loin, cette grille peut être intégrée aux paramètres de personnalisation des outils d'IA. Elle permet alors à l'IA de proposer ou de poser des questions complémentaires pour couvrir les 5 règles que l'utilisateur peut confirmer ou ajuster.

Sensibiliser par grandes familles de métiers

Chaque métier est naturellement concerné différemment par l'IA. Ressources humaines, marketing, data, finance, opérations, juridique, conception, supervision : les impacts, les opportunités et les risques ne sont ni de même nature ni de même intensité. Les actions de formation gagnent donc à être contextualisées, en s'appuyant sur des cas d'usage concrets propres à chaque univers.

L'objectif est de montrer comment l'IA peut simplifier certaines tâches, améliorer la prise de décision ou enrichir l'expérience client. C'est enfin un temps de prise de hauteur pour anticiper l'impact à venir sur les processus et les métiers : un moyen d'éclairer, sans nourrir une peur du remplacement.

Cette approche par métiers permet également de décloisonner les fonctions. Les équipes support jouent souvent un rôle clé dans le déploiement de l'IA, à la fois sur leurs propres activités et en appui

des autres directions. Partager les enjeux spécifiques de chaque métier permet de créer une compréhension transversale des transformations en cours et contribue à éviter les silos organisationnels qui constituent un frein au déploiement efficient de l'IA.

Nous détaillerons dans les parties suivantes les enjeux identifiés pour certains métiers.

Des ateliers de brainstorming aux cas d'usage concrets

Le troisième niveau vise à passer de la formation à l'action. Les ateliers collaboratifs permettent de faire émerger des cas d'usage locaux, à partir des irritants du quotidien et des pertes de temps ou d'idées d'innovation.

La logique est volontairement pragmatique. Elle consiste à créer un espace où les équipes peuvent exprimer leurs difficultés, prioriser les enjeux et se demander comment y répondre, l'IA devenant une solution possible parmi d'autres. Ces ateliers reposent sur un principe simple : les cas d'usage les plus pertinents proviennent le plus souvent de celles et ceux qui en ont directement besoin.

C'est à ce stade que la question de la création de valeur (ROI) doit émerger explicitement. Introduire une réflexion sur le retour sur investissement permet de structurer la priorisation des cas d'usage et de créer un réflexe durable : penser les usages de l'IA à l'aune de leur impact réel.

Il est également pertinent de distinguer deux grandes catégories de cas d'usage. D'une part, ceux qui sont accessibles rapidement à partir des outils déjà mis à disposition par l'entreprise. D'autre part, ceux qui nécessiteront davantage de temps, d'investissements ou d'évolutions d'infrastructure. Poser ce cadre en amont évite les frustrations liées à des démonstrations séduisantes mais non transposables en interne, tout en permettant de nourrir la réflexion sur les priorités futures.

Chaque atelier peut enfin être prolongé par un accompagnement, afin de transformer les idées les plus prometteuses en prototypes, puis en projets industrialisables.

Retours d'expérience - Ce que révèlent les démarches

Ces derniers mois, nous avons expérimenté des démarches d'acculturation dans nos organisations respectives. Il en ressort plusieurs enseignements que nous partageons ci-dessous.

- Un premier enjeu consiste à commencer par une « purge » collective des peurs et des fantasmes associés à l'IA. Peur de mal l'utiliser, de perdre en compétences, de devenir dépendant à l'outil ou d'avoir un impact écologique incontrôlé ou encore de perdre son emploi. Mettre ces sujets sur la table dès le départ permet de désamorcer les angoisses, de rétablir des repères factuels et de créer un climat de confiance propice à l'appropriation.
- De nombreux irritants identifiés relèvent de problématiques de données classiques, ne nécessitant pas d'IA générative ou agentique. Ces ateliers constituent alors une opportunité précieuse pour traiter des sujets simples mais structurants. L'absence d'IA n'est pas un échec, mais un signal utile : l'enjeu reste l'amélioration de la productivité, de la qualité de vie au travail et de l'efficacité collective.
- Les démarches révèlent fréquemment un manque de connaissance de la gouvernance des sujets « data/IA ». Dans certains groupes, moins de 10 % des participants connaissent l'existence ou le rôle du *Chief Data Officer*, voire le sens même de cette fonction.
- Les enjeux de sécurité émergent très rapidement, en particulier autour des bonnes pratiques de non-partage de données sensibles avec des outils externes. La limitation des outils d'IA internes conduit rapidement certains collaborateurs à partager des données sensibles sur des outils externes plus ergonomiques ou plus performants.
- Les dynamiques de *test and learn* ne se situent pas toujours là où on les attend. Elles ne sont pas nécessairement portées par les équipes techniques ou data, ce qui souligne l'importance

d'identifier des éclaireurs capables d'entraîner le collectif, dans une logique proche des travaux de John Kotter sur la conduite du changement[78].

- Un simple tour de table favorise le partage de bonnes pratiques, mais aussi l'expression de difficultés concrètes sur les productions assistées par l'IA générative. Mettre en place un rituel de partage des succès et échecs est un bon moyen d'inscrire dans la durée le réflexe IA. Cela permet de faire monter en compétence, au fil des semaines, les équipes.
- Ces temps d'échange mettent en lumière des débats structurants sur l'organisation à mettre en place pour accompagner la transformation : rôle des ressources humaines, positionnement de la fonction data, clarification des modes de fonctionnement. Ils révèlent également une attente forte de certains managers en matière d'accompagnement, soulignant l'enjeu de disposer de cellules IA positionnées à la bonne maille pour être réellement efficaces.
- Selon la position occupée dans l'organisation, le lien entre la stratégie du groupe et les initiatives locales peut être perçu comme plus ou moins clair. Les échanges permettent de prendre conscience que ce chaînage est essentiel pour éviter une dispersion des initiatives et favoriser des dynamiques collectives.

➥ **Recommandation 17**
Former à l'IA à tous les niveaux, du socle commun aux cas d'usage métiers, et structurer des retours d'expérience réguliers afin d'ancrer durablement le réflexe IA dans les pratiques de travail**.**

3.3 Les acteurs de la transformation IA

3.3.1 Les fondations organisationnelles de la transformation IA

La transformation par l'intelligence artificielle concerne l'ensemble de l'entreprise et de son écosystème. Elle ne peut pas être abordée comme un sujet purement technique, réservé à quelques équipes expertes en data ou en IT. Si les compétences technologiques sont indispensables, elles ne suffisent pas à elles seules. La réussite d'une transformation IA repose avant tout sur une mobilisation collective, avec des rôles différenciés selon la place de chacun dans l'organisation.
Nous partons d'un principe simple.

Nous sommes tous acteurs de la transformation IA

L'enjeu n'est pas de faire de chaque collaborateur un spécialiste de l'IA, mais de permettre à chacun de comprendre son rôle dans un système cohérent, aligné avec la stratégie de l'entreprise.

Cette transformation trouve d'abord son origine au plus haut niveau de l'organisation de l'entreprise. C'est à l'équipe de Direction ou COMEX qu'il revient de donner l'impulsion stratégique, dans la continuité des éléments présentés précédemment (cf. 3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise) : quelles sont les ambitions poursuivies, quels leviers l'IA peut-elle activer pour les servir, et surtout, quelles limites se fixe-t-on dans l'usage de ces technologies. L'IA n'est pas neutre. Elle suppose des choix explicites sur ce que l'on souhaite faire, et sur ce que l'on ne souhaite pas faire.

Du point de vue opérationnel ou fonctionnel, les cas d'usage concrets doivent émerger des directions métiers. Ils naissent le plus souvent au contact du terrain, des pratiques opérationnelles et des besoins

[78]John P. Kotter & Holger Rathgeber, *Alerte sur la banquise ! Réussir le changement dans n'importe quelles conditions*, Pearson, 2017

quotidiens. Les dispositifs de formation et d'acculturation à l'IA jouent ici un rôle clé : ils permettent de faire émerger des idées de cas d'usage, d'outiller les équipes pour formuler leurs besoins et d'identifier là où l'IA peut réellement créer de la valeur (cf. 3.2 Acculturer et former à l'IA). Une transformation IA pilotée uniquement par le haut, sans ancrage dans les réalités métiers, reste abstraite et peine à produire des effets durables.
Entre ces deux niveaux (la stratégie d'entreprise et les usages opérationnels) s'inscrit un dispositif de synchronisation. C'est le rôle de la cellule IA : accompagner les directions métiers dans le déploiement de l'IA là où elle est pertinente, en veillant à l'alignement avec la stratégie définie pour l'entreprise en impliquant tous les acteurs et arbitré par la gouvernance et mise en œuvre par le COMEX en fournissant les cadres techniques, data, organisationnels et réglementaires nécessaires et en assurant le suivi et les décisions d'inflexions éventuelles.

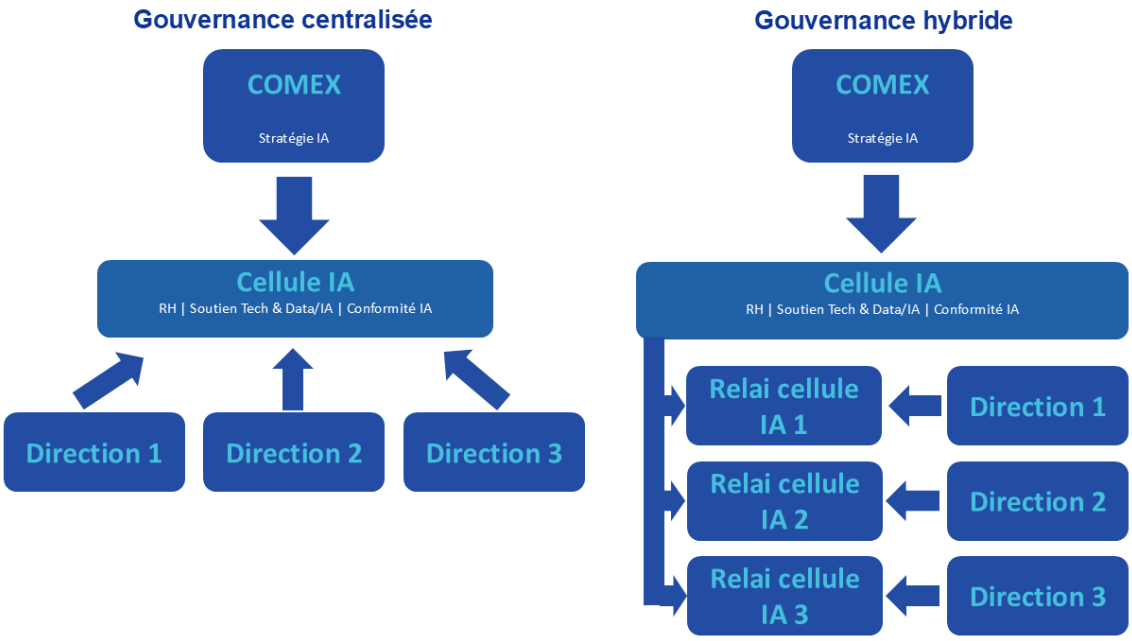
Cette organisation peut prendre des formes différentes selon le contexte de l'entreprise. Dans un modèle centralisé, une cellule IA agit en lien étroit avec le COMEX. Elle accompagne les directions métiers dans leurs projets. Elle joue un rôle de conseil, de structuration et de sécurisation, sans se substituer aux équipes opérationnelles qui restent responsables de la mise en œuvre. Ce modèle est particulièrement adapté aux phases de démarrage, notamment pour mettre en place des environnements de LLM sécurisés et maîtrisés. Il présente toutefois un risque connu : celui du goulot d'étranglement, lorsque le nombre de projets augmente plus vite que la capacité de la cellule centrale à les absorber.

Dans un modèle hybride, la cellule IA centrale s'appuie sur des relais de cellules IA au sein de certaines directions. Ces relais permettent de conserver une forte proximité avec le terrain tout en bénéficiant d'un cadre commun. Leur synchronisation est un enjeu clé : elle permet de partager les évolutions technologiques, de mutualiser les socles et les développements lorsque c'est pertinent, de diffuser les bonnes pratiques et d'éviter des initiatives locales non alignées.

Pour les entreprises ayant déjà mis en place une organisation de type *data mesh* (cf. 1.2.2. Les données : le carburant de l'IA) dans leur organisation data, ce modèle est particulièrement naturel : il repose sur des équipes proches des domaines métiers, responsabilisées sur leurs usages, tout en s'inscrivant dans un cadre de gouvernance commun et partagé.

Ce modèle permet également à la cellule IA centrale de conserver la responsabilité de projets particulièrement stratégiques, transverses ou à risque, notamment ceux destinés au COMEX ou nécessitant des budgets et des niveaux de maîtrise que les équipes opérationnelles ne peuvent porter seules.

Il n'existe pas de modèle universel. Le choix entre une organisation centralisée ou hybride dépend de la structure existante de l'entreprise, de sa culture et de sa trajectoire de transformation. Dans de nombreux cas, les organisations commencent par un modèle centralisé, le temps de sécuriser les premiers usages avec des LLM sécurisés et de poser les socles techniques et organisationnels, avant d'évoluer vers un modèle hybride lorsqu'elles souhaitent passer à l'échelle et adresser un volume plus important de cas d'usage.



Graphique n°12 : Gouvernance centralisée VS gouvernance hybride de l'IA
Source : Thomas Barroca

➥ **Recommandation 18**
Mettre en place une cellule chargée de coordonner la transformation IA. Dans une première phase, il peut être envisagé d'incarner la transformation à travers un dispositif de pilotage dédié associant le COMEX, une cellule IA centrale et les directions concernées (notamment RH, SI, data et finances), avant d'évoluer progressivement vers une organisation plus distribuée lorsque les usages passent à l'échelle.

Si l'on entre maintenant plus concrètement dans le fonctionnement de ce système, un maillon s'impose comme central : le management.

Entre le COMEX, porteur de la stratégie, et les équipes, à l'origine des cas d'usage, les managers assurent la traduction et la synchronisation. Ils font le lien entre les ambitions stratégiques de l'entreprise et leur déclinaison opérationnelle, accompagnent l'industrialisation des projets et prennent en charge les transformations humaines et organisationnelles induites par l'IA.

Pour exercer ce rôle, les managers s'appuient sur la cellule IA évoquée précédemment, entendue ici comme une instance resserrée de pilotage et de gouvernance.

Ils s'appuient également sur un dispositif plus large de soutien opérationnel.

La cellule IA au sens strict repose sur un noyau réduit composé du Chief AI Officer (CAIO) et du Chief Data Officer (CDO). Ensemble, ils assurent la cohérence d'ensemble de la transformation IA, arbitrent les priorités et garantissent l'alignement entre stratégie d'entreprise, usages métiers et cadres de gouvernance.

Autour de ce noyau s'articulent les équipes de soutien opérationnel, qui rendent concrètement possibles les projets d'IA dans les métiers :

- Les équipes data, en charge de la conception, de l'entraînement et de la mise en œuvre des modèles,
- La DSI, qui assure l'intégration des solutions, la sécurité, la performance et la robustesse des environnements techniques.

Les fonctions juridiques et éthiques interviennent en lien étroit avec le CDO et le CAIO pour définir et valider, en amont et dès la conception des projets, le cadre réglementaire, éthique et de responsabilité applicable aux usages de l'IA.

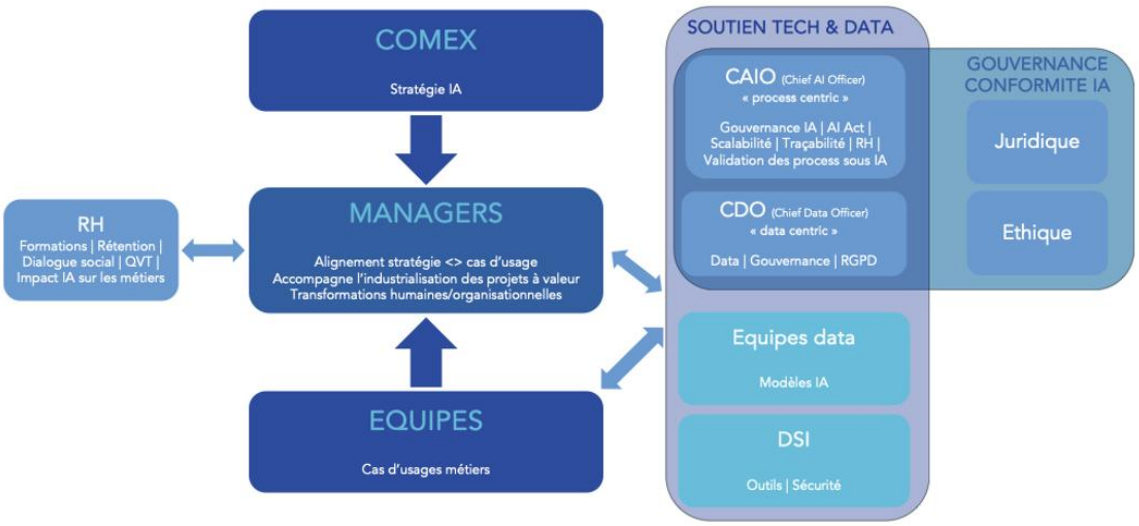
Au sein de ce dispositif, les rôles du *Chief AI Officer* (CAIO) et du *Chief Data Officer* (CDO) sont complémentaires.

Le CDO pilote la gouvernance de la donnée : qualité, conformité (notamment RGPD), sécurité et alignement entre métiers et systèmes d'information. Il contribue également aux sujets d'éthique et de gestion des risques.

Le CAIO prolonge ce cadre en assurant la gouvernance spécifique à l'IA : conformité à l'*AI Act*, traçabilité des modèles et des décisions, maîtrise de la qualité des systèmes d'IA, des biais, et adaptation des processus afin de permettre un déploiement efficace et responsable, y compris dans des contextes d'IA agentique. Il veille également à articuler ces transformations avec les ressources humaines lorsqu'elles impliquent une évolution des métiers, des compétences ou de l'organisation du travail.

Les fonctions RH, enfin, interviennent en appui du management et du CAIO, avec leurs propres enjeux liés à l'IA (compétences, dialogue social, qualité de vie au travail et évolution des métiers) qui seront détaillés dans la suite de l'ouvrage.

L'enjeu est donc de construire une organisation efficiente, capable de couvrir l'ensemble de ces dimensions de manière cohérente.



Graphique n°13 : La data dans la nouvelle organisation de l'entreprise - Source : Thomas Barroca

Cette organisation peut prendre des formes multiples. Certaines entreprises feront le choix d'un Chief AI Officer clairement identifié. D'autres préféreront renforcer le rôle des équipes data en lien étroit avec le Chief Data Officer. D'autres encore positionneront le CAIO comme membre du COMEX dans cette phase de grands changements. Ces choix doivent avant tout refléter la culture de l'entreprise, ses ressources, sa capacité d'action et ses priorités.

Un point demeure structurant : pour que la transformation IA soit effective, elle doit être reconnue comme un sujet stratégique à part entière. Cela suppose notamment d'intégrer des objectifs liés à l'IA dans les feuilles de route des équipes et des collaborateurs concernés, afin que toute l'organisation avance de façon coordonnée.

La section suivante détaillera les enjeux et responsabilités propres à chacun des acteurs de cette transformation.

- **Recommandation 18**
  Formaliser une organisation IA cohérente avec votre culture et l'afficher clairement : l'absence de modèle unique ne justifie pas l'absence de cadre.

- **Recommandation 19**
  Prévoir des mécanismes de continuité et de résilience en cas de défaillance des services IA internes ou externes.

- **Recommandation 20**
  Adapter les systèmes d'information pour permettre l'industrialisation de l'IA : stockage et gouvernance des données, sécurisation des environnements et intégration des modèles dans les applications métiers.

- **Recommandation 21**
  Éviter les politiques de précaution purement défensives (« ouverture de parapluie ») : la gouvernance de l'IA doit s'appuyer sur une compréhension réelle des usages, des risques et des impacts organisationnels.

3.3.2 Je suis membre du COMEX

Rôle clé face à l'IA

Pour le COMEX, l'enjeu de l'IA n'est pas technologique, il est avant tout stratégique. L'intelligence artificielle agit comme un révélateur et un accélérateur : elle rebat les cartes des écosystèmes, des modèles économiques, des rapports de force concurrentiels et de la relation client.

Un rôle central du COMEX consiste à créer un sentiment d'urgence. Comme l'illustre le livre « Alerte sur la banquise »[79], la transformation ne démarre réellement que lorsque l'organisation prend conscience que le statu quo n'est plus une option.

Cette prise de conscience passe par la capacité à projeter l'entreprise dans des futurs plausibles : des clients hier dépendants peuvent demain devenir autonomes grâce à l'IA, faire appel à des freelances fortement augmentés, ou arbitrer différemment leurs choix de fournisseurs. De nouveaux

[79]John P. Kotter & Holger Rathgeber, *Alerte sur la banquise ! Réussir le changement dans n'importe quelles conditions*, Pearson, 2017.

concurrents, parfois plus petits mais massivement augmentés par l'IA, peuvent émerger rapidement.

Pour rendre ces ruptures tangibles, certains COMEX choisissent de recourir à des dispositifs de mise en situation, comme des *serious game*[80]*s* ou des exercices de simulation stratégique. En faisant vivre concrètement l'arrivée de nouveaux acteurs ou la disparition de certains avantages compétitifs, ces approches permettent d'ancrer l'urgence et de déclencher une dynamique collective.

Cette urgence ne se limite pas à un enjeu interne. L'IA impose au COMEX un raisonnement à l'échelle mondiale. Les cycles d'innovation, de décision et de déploiement s'accélèrent de manière inégale selon les zones géographiques. Dans ce contexte, ne pas avancer revient souvent à décrocher, plus qu'à simplement prendre du retard.

Arbitrages structurants

Le COMEX doit poser des questions fondamentales, indépendamment de la technologie :

- Quelles sont les priorités stratégiques de l'entreprise ?
- Où l'IA peut-elle devenir un réel facteur de différenciation ?
- Quels métiers, quels processus et quels actifs sont véritablement stratégiques ?

Il lui revient également d'arbitrer des choix structurants, souvent irréversibles à moyen terme :

- Externalisation ou internalisation technique, c'est-à-dire dépendance à des solutions du marché en contrepartie d'une rapidité d'implémentation, ou maîtrise de briques critiques, plus longue à mettre en place et plus exigeante à maintenir,
- Réduction de coûts versus création de valeur.

Au-delà de ces arbitrages, le COMEX joue un rôle clé d'acculturation au sein de l'organisation. En se formant lui-même, en donnant le droit d'expérimenter et en créant les conditions d'un apprentissage collectif, il permet des décisions plus rapides et plus éclairées pour l'ensemble de l'entreprise.

Gouvernance et organisation

Les principes de gouvernance et d'organisation de l'IA ayant été détaillés précédemment, l'enjeu pour le COMEX n'est pas de redéfinir des modèles, mais de s'assurer de leur mise en œuvre effective.

Le rôle du COMEX est avant tout de piloter la transformation dans la durée, en veillant à ce que l'organisation se dote de repères clairs et partagés. Cela implique de suivre l'implémentation de l'IA au regard de la stratégie définie, sur l'ensemble de ses dimensions : création de valeur, performance opérationnelle, maîtrise des risques, impacts humains et financiers.

Des indicateurs et métriques adaptés sont indispensables pour objectiver cette trajectoire, mesurer les progrès réalisés et identifier les écarts. Ils permettent également de vérifier que l'impulsion donnée au plus haut niveau irrigue effectivement l'ensemble de l'entreprise, au-delà de quelques initiatives isolées.

Un point d'attention majeur pour le COMEX concerne le passage à l'échelle. Beaucoup d'initiatives IA créent de l'apprentissage, mais peu produisent un impact durable. Le pilotage doit permettre de distinguer ce qui relève de l'exploration, de l'industrialisation et de la création de valeur pérenne.

Piloter dans l'incertitude

Le COMEX ne peut pas entrer dans tous les sujets, mais il doit disposer d'une vision panoramique de la transformation en cours.

[80] Activité associant le jeu à un objectif d'apprentissage

Cela suppose :

- Des indicateurs clairs de valeur créée et de retour sur investissement,
- Des feedbacks réguliers en provenance des équipes et des métiers,
- Une capacité à ajuster rapidement la trajectoire en fonction des apprentissages.

L'IA impose une accélération des cycles de décision. Observer le marché, suivre les concurrents, tester, apprendre et corriger rapidement : le rôle du COMEX est d'orchestrer ce tempo et de créer les conditions d'une prise de décision éclairée.

Ce pilotage implique également d'accepter l'arrêt rapide de certains projets, au profit de ceux qui démontrent un potentiel réel. Dans un contexte d'accélération technologique, savoir interrompre fait désormais partie intégrante du rôle du COMEX.

➥ **Recommandation 22**
Engager le COMEX : créer un sentiment d'urgence en simulant l'arrivée de concurrents IA-native capables de rapidement capter votre marché.

➥ **Recommandation 23**
Définir une stratégie d'entreprise claire, puis identifier où l'IA peut l'accélérer, la renforcer ou la fragiliser, tout en anticipant les recompositions concurrentielles qu'elle induit.

➥ **Recommandation 24**
Piloter l'IA par des indicateurs multidimensionnels (économiques, humains, environnementaux et concurrentiels) pour mesurer sa contribution réelle à la trajectoire de l'entreprise.

Check-list COMEX

En tant que membre du COMEX, je peux vérifier que les points suivants sont bien couverts au sein de mon organisation :

☐ Je suis acculturé à l'IA (formations, mises en situation, simulations) et capable de porter un discours clair auprès de l'organisation.

☐ J'ai une compréhension claire de l'impact potentiel de l'IA sur mon modèle économique, mes clients, mes concurrents et ma chaîne de valeur.

☐ Les priorités stratégiques liées à l'IA sont explicites, partagées et alignées avec la stratégie globale de l'entreprise.

☐ Les cas d'usage IA développés répondent à des enjeux business identifiés, au-delà de simples gains de productivité individuels.

☐ Un cadre de gouvernance clair est en place (rôles, responsabilités, arbitrages, niveau de risque accepté).

☐ Les enjeux de conformité, d'éthique et de responsabilité sont intégrés dès la conception des projets.

☐ Je dispose d'indicateurs de valeur et de ROI me permettant de piloter la transformation dans la durée.

☐ Des boucles de feedback régulières existent entre le terrain, le management et le COMEX.

☐ L'organisation est capable de tester, apprendre et ajuster rapidement sa trajectoire IA.

☐ Je sais distinguer les projets exploratoires de ceux destinés à passer à l'échelle, et j'accepte d'en interrompre certains rapidement.

3.3.3 Je travaille à la Direction des Ressources Humaines (RH)

Transformer la fonction RH elle-même

La fonction RH est doublement transformée par l'IA. Comme nous l'avons vu précédemment, l'IA transforme les métiers. Elle nécessite un travail d'accompagnement sur les référentiels associés et un plan de formation pour soutenir ces évolutions. Enfin, la fonction RH ne fait pas exception. Elle voit ses tâches et ses outils évoluer avec l'IA et doit s'adapter.

La fonction RH est souvent moins mature que d'autres directions en matière de data. Or, l'IA ne peut produire de valeur sans données fiables, structurées et gouvernées. Le premier enjeu pour les RH est donc celui des prérequis data : qualité des données, outillage adapté et montée en compétence des équipes sur les usages data et IA. Il peut être nécessaire en amont d'identifier les données à collecter si le socle de base est trop pauvre.

Sur cette base, l'IA peut devenir un puissant levier d'amélioration de la performance de la fonction RH, de manière très concrète.

Elle peut par exemple aider à :

- Analyser et trier des volumes importants de candidatures, en appui des recruteurs,
- Identifier des passerelles de mobilité interne et des parcours de carrière possibles,
- Personnaliser les parcours de formation et de montée en compétences,
- Automatiser certaines tâches administratives à faible valeur ajoutée,
- Mieux piloter les effectifs et anticiper les tensions sur les compétences.

Cette promesse suppose toutefois une vigilance particulière : automatiser des processus fragiles ou mal définis revient à amplifier leurs défauts. L'IA ne remplace ni le travail de clarification des pratiques RH, ni le discernement humain.

Un point d'attention majeur concerne également les biais des algorithmes, notamment dans les usages de tri de CV, d'évaluation ou de recommandation. Les RH ont un rôle clé à jouer pour sensibiliser les équipes, questionner les modèles utilisés et s'assurer que les décisions restent explicables, équitables et conformes aux valeurs de l'entreprise.

Les RH comme acteur central de la transformation

Au-delà de leur propre efficacité opérationnelle, les RH jouent un rôle central et transversal dans l'accompagnement de la transformation IA de l'entreprise, en lien étroit avec les managers et les partenaires sociaux.

Elles sont en première ligne pour :

- Anticiper l'impact de l'automatisation sur les métiers,
- Accompagner l'évolution des compétences,
- Faciliter l'insertion des nouvelles générations dans un environnement où certaines tâches « d'entrée » disparaissent,
- Préserver, transmettre et renouveler l'expertise métier existante.

Cela suppose une stratégie claire, articulant expertise métier profonde et montée en compétences IA, avec une capacité à se projeter à moyen terme.

Déployer l'IA aujourd'hui sur des experts expérimentés n'a de sens que si l'on anticipe ce que deviendront les métiers après un cycle complet de transformation. Les RH ont ainsi un rôle clé pour penser la trajectoire des compétences dans le temps, et pas uniquement les besoins immédiats.

Dans ce contexte, les RH deviennent un point de jonction essentiel entre l'entreprise, les collaborateurs et le monde éducatif, afin de mieux préparer l'insertion des jeunes générations dans un environnement de travail profondément transformé.

Ce rôle de projection suppose également de penser le rythme de transformation. Trop rapide, le déploiement de l'IA peut générer fatigue, anxiété et sentiment de déclassement. Trop lent, il peut créer frustration et perte de compétitivité. Trouver le bon tempo devient un enjeu RH à part entière.

> ➥ **Recommandation 25**
> Identifier les métiers les plus exposés aux transformations liées à l'IA et intégrer les compétences correspondantes dans les dispositifs de formation continue.

Indicateurs de performance (KPI), Qualité de Vie au Travail (QVT) et responsabilité sociale

Le déploiement de l'IA ne peut pas être piloté uniquement à travers des indicateurs de productivité. Les RH ont un rôle clé à jouer dans l'intégration de KPI spécifiques liés à l'IA : Qualité de Vie au Travail (QVT), compétences, initiatives….

Pour la QVT, selon les choix organisationnels et managériaux, l'IA peut :

- Simplifier le quotidien et réduire la charge mentale,
- Au contraire laisser aux collaborateurs uniquement les tâches les plus complexes et anxiogènes,
- Susciter une peur du remplacement,
- Ou rendre un métier plus attractif, plus intéressant et plus durable.

Mesurer ces effets devient indispensable pour éviter des dérives peu visibles à court terme mais coûteuses à moyen terme : désengagement, turnover, perte de sens et fragilisation des collectifs de travail.

Les RH jouent également un rôle de garde-fou : définir collectivement les usages acceptables de l'IA dans les processus RH, et assumer le choix de ne pas automatiser certaines décisions sensibles, lorsque les risques humains, sociaux ou éthiques sont jugés trop élevés.

À ce titre, les RH jouent également un rôle pivot de médiation et de dialogue : elles accompagnent les managers dans la mise en œuvre concrète de l'IA, et contribuent au dialogue avec les organisations

syndicales, afin de clarifier la stratégie IA, de rassurer sur les intentions et de prévenir les crispations sociales.

Ce travail mené avec les managers doit aussi intégrer une réflexion de fond sur l'évolution de l'évaluation de la performance. Lorsque certaines tâches auparavant réalisées par l'humain sont prises en charge par des systèmes automatisés, les critères d'évaluation doivent évoluer. Les RH ont un rôle clé pour aider à redéfinir ce que signifie « bien travailler » dans un contexte d'IA : contribution collective, qualité de décision, capacité à coopérer avec les outils, montée en compétence et création de valeur durable.

Marque employeur et attractivité

L'IA constitue désormais un enjeu structurant de marque employeur. Là où, il y a quelques années, les candidats s'informaient principalement sur le télétravail, ils s'intéressent de plus en plus au niveau de maturité IA des entreprises.

La manière dont l'IA est déployée, encadrée et mise au service des collaborateurs envoie des signaux forts : logique de contrôle versus logique d'augmentation, promesse de déclassement versus promesse d'employabilité.

Ces enjeux font écho aux travaux de Michel Lévy sur le risque de laisser aux humains uniquement des tâches résiduelles, complexes et anxiogènes, et sur la nécessité de penser l'IA comme un outil de rééquilibrage du travail, et non comme un simple levier d'optimisation.

Check-list RH

En tant que professionnel RH, je peux vérifier que les points suivants sont bien adressés dans mon organisation :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ Les données RH sont fiables, structurées, gouvernées et exploitables pour des usages IA

☐ Les processus RH clés ont été clarifiés et stabilisés avant toute automatisation par l'IA

☐ Une vision claire de l'impact de l'IA sur les métiers existe, à court et moyen terme

☐ Des dispositifs sont en place pour accompagner l'évolution des compétences et l'employabilité des collaborateurs

☐ Les enjeux de QVT liés à l'IA sont mesurés et intégrés dans les indicateurs de pilotage

☐ Les risques de désengagement, de surcharge cognitive ou de perte de sens sont identifiés et suivis

☐ L'IA est utilisée comme un levier d'attractivité et de fidélisation, et non uniquement de productivité

☐ Les RH sont pleinement intégrées aux réflexions stratégiques sur l'IA, en lien avec le management et la gouvernance

3.3.4 Je suis *Chief Data Officer* (CDO) ou *Chief AI Officer* (CAIO)

Un duo stratégique au cœur de la transformation IA

Le *Chief Data Officer* (CDO) et le *Chief AI Officer* (CAIO) forment un duo stratégique au cœur de la transformation de l'entreprise. Leurs rôles sont distincts mais profondément complémentaires, et leur efficacité repose avant tout sur leur capacité à travailler en étroite synchronisation. En relation avec les directions métiers et la DSI, ils vont jouer un rôle clef d'impulsion dans la transformation de l'entreprise.

Le rôle du CDO, déjà central avant l'essor de l'IA générative, s'intensifie encore. Il porte également un enjeu majeur d'acculturation data à l'échelle de l'entreprise. La qualité, la gouvernance et l'accessibilité de la donnée deviennent critiques. L'IA générative consomme des données, mais elle en produit également massivement : contenus, connaissances, interactions, traces d'usage. Les équipes métiers doivent prendre conscience qu'elles sont consommatrices et génératrices de données, et qu'elles jouent un rôle clé dans la qualité et la mise à jour des référentiels. L'ensemble de ce cycle doit être maîtrisé, depuis la donnée source jusqu'aux données dérivées par les systèmes d'IA.

Le CAIO, malgré un intitulé parfois trompeur, est moins un « chef de l'IA » qu'un chef d'orchestre des processus augmentés. Son rôle consiste à repenser les processus métiers à l'ère de l'IA, en particulier avec l'émergence de l'IA agentique, où l'enjeu n'est plus seulement le modèle, mais l'orchestration d'agents, de workflows et de prises de décision hybrides humain–machine. Il veille également à articuler ces transformations avec les ressources humaines lorsqu'elles impliquent une évolution des métiers, des compétences ou de l'organisation du travail.

Il joue un rôle clé d'acculturation à l'IA, en expliquant ce qu'est l'IA, ses différents types, ses limites et ses impacts concrets, notamment à travers des dispositifs de formation et de sensibilisation évoqués précédemment (cf. 3.2 Acculturer et former à l'IA). Les actions d'acculturation gagnent à être menées conjointement par le CDO et le CAIO. L'IA sert souvent de prétexte pour remettre en lumière des enjeux data parfois jugés moins visibles ou moins attractifs. Cela permet au CDO de réaffirmer que la data est un actif stratégique de l'entreprise, qui doit être protégée, gouvernée (RGPD, sécurité, confidentialité) et rendue exploitable par le plus grand nombre, dans une logique pouvant aller jusqu'à des approches de type *data mesh* ou gouvernance distribuée. Ces approches rendent l'application de l'IA générative et agentique plus efficace.

Veille, expérimentation et arbitrage

Les rôles de CDO et de CAIO exigent un équilibre permanent entre exploration et structuration. Ils reposent notamment sur :

- Une veille technologique continue, dans un écosystème en évolution rapide,
- Une capacité à tester rapidement les innovations (logique de lab, de proof of concept ou de crash test),
- Un dialogue étroit avec des métiers volontaires, prêts à expérimenter pour apprendre vite,
- Des arbitrages clairs sur ce qui relève de l'expérimentation ponctuelle et ce qui doit faire l'objet d'une internalisation stratégique.

Ces arbitrages sont déterminants pour éviter simultanément l'empilement de solutions peu maîtrisées et le retard sur des briques technologiques clés. Ils s'inscrivent également dans une culture du ROI, où certains projets doivent être arrêtés, ajustés ou, au contraire, faire l'objet de demandes de budgets supplémentaires pour permettre une industrialisation complète.

Traducteurs entre métiers et DSI

CDO et CAIO jouent un rôle central de traduction entre les métiers et la DSI. Cette posture suppose une double compétence exigeante.

D'une part, une compréhension fine des enjeux métiers : sens business et valorisation de la donnée pour le CDO, compréhension et transformation des processus pour le CAIO. D'autre part, une maîtrise suffisante des enjeux techniques, en lien étroit avec la DSI, afin d'orienter les choix technologiques en lien avec les besoins métiers, d'évaluer les solutions du marché et d'accompagner ces besoins avec des architectures robustes et sécurisées.

Cette capacité de traduction permet d'éviter les incompréhensions récurrentes entre attentes métiers et contraintes techniques, et de transformer l'IA en levier réellement opérationnel.

Un rôle exigeant de chef d'orchestre

Pour être efficaces, CDO et CAIO doivent être parfaitement alignés avec la stratégie d'entreprise. Ils jouent un rôle clé de lien entre les équipes techniques et les équipes métier. Leur rôle n'est pas seulement d'accompagner les directions déjà matures, mais aussi d'aller chercher celles qui le sont moins, afin de leur faire bénéficier des apports de la data et de l'IA.

Dans les grands groupes, ces fonctions nécessitent également une coordination étroite avec les autres CDO et CAIO, au sein de communautés internes ou externes, afin de partager les bonnes pratiques, de mutualiser certains apprentissages et de rester informé des évolutions en matière d'IA générative et agentique. Ces échanges permettent aussi de faire remonter les besoins du terrain vers des orientations plus structurantes.

Les fonctions de CDO et de CAIO figurent parmi les plus exigeantes de l'organisation. Elles combinent compréhension technique, contraintes économiques, pilotage de la gouvernance et conduite du changement. Elles impliquent de gérer les résistances, les peurs et les projections associées à l'IA, aux bornes d'un nombre d'interlocuteurs conséquents avec des objectifs parfois contradictoires (ex : priorisation des projets entre directions), dans un environnement technologique encore instable. Travaillant en transverse, ces postes doivent être rattachés hiérarchiquement à un niveau suffisamment élevé. Cela conditionne leur légitimité à transformer l'organisation et à disposer de la prise de hauteur nécessaire. Le profil hybride métier/tech de ces métiers peut aussi être incarné par un double rattachement hiérarchique (DSI / Business Unit).

À ce titre, ces rôles constituent souvent le cœur réacteur de la transformation. Cette intensité se reflète dans la durée moyenne d'occupation des postes, généralement plus courte que pour d'autres fonctions de direction, en raison de la pression constante et de l'évolution rapide des attentes.

Check-list – *Chief Data Officer* (CDO)

En tant que CDO :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ La gouvernance de la donnée (qualité, sécurité, conformité, accessibilité) est clairement définie et opérationnelle

☐ Les données nécessaires aux usages IA sont fiables, documentées et traçables, y compris les données produites par les systèmes d'IA

☐ Les liens entre stratégie data et stratégie d'entreprise sont explicites et partagés

☐ La collaboration avec la DSI permet des choix technologiques cohérents et sécurisés

☐ Les directions métiers moins matures sont accompagnées pour bénéficier des apports de la data

☐ Des échanges réguliers existent avec d'autres CDO pour partager les pratiques et anticiper les évolutions

Check-list – *Chief AI Officer* (CAIO)

En tant que CAIO :

☐ La stratégie IA est clairement définie, alignée avec les priorités de l'entreprise et comprise par les métiers

☐ Les processus métiers sont analysés et repensés à l'aune de l'IA, y compris dans une logique agentique, et les impacts sur les métiers sont partagés avec les équipes RH

☐ Les usages d'IA font l'objet de tests rapides avant toute généralisation

☐ Des arbitrages clairs sont réalisés entre expérimentation, industrialisation et internalisation stratégique

☐ La coordination avec la DSI et le CDO permet une intégration fluide et sécurisée des solutions IA

☐ Une veille active est maintenue sur les évolutions de l'IA générative et agentique, en lien avec des pairs internes ou externes

3.3.5 Je travaille dans une équipe métier data

Une acculturation à l'IA encore hétérogène

Même au sein des équipes data, l'acculturation à l'IA reste hétérogène. Des craintes coexistent : être partiellement remplacé, perdre en profondeur d'expertise, ou à l'inverse sous-estimer la portée réelle des outils. Cette dimension humaine est centrale et ne peut être ignorée.

Accélération du travail… et apparition de nouvelles tâches à forte valeur

L'IA, et en particulier l'IA générative, agit comme un accélérateur puissant du travail des équipes data : écriture de code, exploration de données, documentation, prototypage rapide. Cette accélération s'accompagne néanmoins de l'émergence de nouvelles tâches, qui ne relèvent pas du simple contrôle, mais bien d'une création de valeur accrue.

Parmi ces nouvelles responsabilités figurent notamment :

- La conception et l'orchestration d'agents et de *workflows*,
- La création et l'ajustement d'agents spécialisés,
- L'évaluation de la qualité des réponses produites par les LLM,
- Le monitoring de modèles parfois partiellement maîtrisés lorsqu'ils sont issus de solutions « sur étagère ».

Là où l'IA prédictive s'appuie sur des métriques aujourd'hui bien stabilisées (précision, rappel, F1 ou F2 score). L'évaluation des réponses produites par les grands modèles de langage reste un champ encore en construction. Comme le souligne Julien Laugel (MFG Labs), il n'existe pas de métrique unique capable de résumer la « qualité » d'un système d'IA générative.

Concrètement, plusieurs approches complémentaires peuvent être combinées. Lorsque certains composants relèvent encore de logiques proches du machine learning classique, des métriques traditionnelles peuvent rester pertinentes. Dans d'autres cas, l'évaluation repose sur le regard des utilisateurs métiers, capables d'apprécier la pertinence, l'utilité et les biais éventuels des réponses produites.

Pour les systèmes de type RAG (génération augmentée par la recherche documentaire), des outils d'évaluation dédiés existent. Ils permettent notamment de distinguer la qualité de la récupération des documents sources de la qualité de la réponse générée par le modèle. L'objectif n'est pas d'atteindre une perfection théorique, mais de comprendre où se situent les fragilités du système.

Il est également possible de recourir à des évaluations partiellement automatisées, par exemple en utilisant un modèle plus avancé pour analyser la qualité des réponses produites par un modèle standard. Ces approches doivent être mises en œuvre avec prudence et transparence.

Au-delà des métriques, la qualité des réponses peut être améliorée dès la conception des projets. Cela passe par l'utilisation de sources de données maîtrisées, par des règles explicites encadrant les réponses attendues (formats, périmètre, limites), et par des jeux de tests positionnés à chaque étape des workflows. Ces pratiques contribuent à réduire les hallucinations et à renforcer la robustesse des systèmes, au prix de nouveaux réflexes à acquérir pour les équipes data.

L'ensemble de ces éléments souligne l'importance de de laisser aux équipes data le temps d'expérimenter, de tester et de s'approprier ces nouveaux modèles. Cela implique un effort de formation continue, quel que soit le niveau d'ancienneté des collaborateurs, dans un contexte où les pratiques restent en cours de stabilisation et ne sont pas encore pleinement intégrées aux cursus académiques.

Une évolution des modes de travail

Avec l'IA générative et agentique, les équipes data voient leur responsabilité s'élargir au-delà des modèles, à l'ensemble de la chaîne menant à la décision : donnée, modèle, interface, usage et impact métier. Lorsque la décision est assistée, voire déléguée à un système, la responsabilité se déplace et s'élargit.

Cette évolution implique une vigilance accrue sur la manière dont les outils sont utilisés, compris et intégrés dans les processus opérationnels.

L'IA modifie également, progressivement, la nature des interactions entre équipes data et métiers. Des questions historiquement adressées aux équipes data sont désormais directement posées aux outils, via des interfaces en langage naturel. Cela ne supprime pas le rôle des équipes data, mais les amène à repenser leur manière de travailler, leur positionnement et leur valeur ajoutée.

Les équipes data deviennent garantes :

- De la structuration des données sous-jacentes,
- De la fiabilité des réponses,
- De la compréhension des limites des outils.

Rendre la donnée plus accessible sans renoncer à la rigueur

L'accès en langage naturel à la donnée ne transforme pas les métiers en *data scientists* ; il déplace la valeur des équipes data vers la structuration, la fiabilité et l'orchestration des usages. Cette évolution renforce leur rôle d'architectes de solutions data et IA durables.

Les équipes data jouent un rôle clé pour rendre la donnée plus accessible aux métiers, notamment via des dispositifs de self-service et des interfaces conversationnelles en langage naturel. Là où la business intelligence reposait historiquement sur des tableaux de bord et des requêtes formalisées, les LLM permettent d'aller un cran plus loin dans l'autonomie des utilisateurs.

Cette promesse s'accompagne en contrepartie d'un enjeu majeur : éviter la production de réponses erronées susceptibles d'induire des décisions inadaptées. Elle pose également la question du rythme et de la soutenabilité : l'accélération permise par l'IA nécessite des arbitrages explicites sur ce qui doit aller vite et ce qui doit rester pleinement maîtrisé. Les équipes data doivent donc travailler sur :

- La définition de métriques de création de valeur dès la conception des projets,
- La mise en place de boucles de mesure du ROI, au-delà du simple suivi des coûts d'infrastructure ou du nombre de requêtes,
- La gestion de l'incertitude et des hallucinations,
- La mise en place de garde-fous,
- La traçabilité des sources mobilisées,
- Et la formation des utilisateurs finaux à un usage éclairé de ces nouveaux outils.

Check-list – Équipe data

En tant que membre d'une équipe data :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ Je comprends ma responsabilité sur l'ensemble de la chaîne menant de la donnée à la décision

☐ Les notions de dette data et de dette IA sont identifiées, suivies et traitées

☐ Je comprends les grands principes d'évaluation des systèmes d'IA générative (pertinence, robustesse, traçabilité), sans les réduire à une métrique unique

☐ Des métriques de ROI[81] et de création de valeur sont définies dès la conception des projets IA, en complément du suivi des coûts

☐ Les arbitrages entre accélération et soutenabilité du rythme de travail sont explicitement discutés

☐ Je collabore étroitement avec la DSI et le CAIO pour transformer les usages en solutions robustes et industrialisables

☐ Les utilisateurs finaux sont accompagnés et formés à un usage responsable et éclairé des outils data et IA

[81] Retour sur investissement

☐ Je bénéficie de formations régulières pour me tenir à jour sur les évolutions rapides des pratiques data et IA

3.3.6 Je travaille à la Direction des Systèmes d'Information (DSI)

L'IA, un accélérateur qui met la DSI sous tension

Pour la DSI, l'IA amplifie des enjeux déjà bien connus : intégration des systèmes, sécurité, maîtrise des coûts, dette technique, robustesse des architectures. Là où un prototype d'IA peut être déployé rapidement, son passage à l'échelle pose immédiatement des questions de fiabilité, de performance et de gouvernance.

Le rôle central de la DSI consiste à transformer des usages prometteurs en solutions durables, capables de s'inscrire dans le temps et de supporter une montée en charge progressive.

De l'expérimentation à l'industrialisation

Les équipes métiers et data disposent aujourd'hui d'une capacité accrue à tester des cas d'usage IA. La DSI intervient comme un acteur clé du passage à l'échelle, en organisant l'industrialisation : intégration au système d'information existant, gestion des identités et des accès, sécurisation des flux de données, supervision et exploitation dans la durée.

Sans ce cadre, l'IA risque soit de rester cantonnée à des démonstrateurs, soit de se diffuser de manière fragmentée, générant une *shadow AI*[82] difficile à maîtriser.

Sécurité et culture de la vigilance

Au-delà des dispositifs techniques, la sécurité devient un enjeu profondément humain. La montée en puissance des usages d'IA, et en particulier des *deepfakes*, renforce les risques de manipulation : faux messages, usurpation de voix, numéros de téléphone réutilisés, campagnes de phishing de plus en plus crédibles.

Dans ce contexte, la DSI, en lien étroit avec la Sécurité des Systèmes d'Information (SSI), joue un rôle essentiel d'acculturation des collaborateurs à la sécurité. Cela peut passer par des campagnes de phishing simulées, des demi-journées de sensibilisation, ou encore des exercices de simulation. L'objectif est de créer de véritables rituels de vigilance, capables de muscler l'esprit critique au quotidien. Il suffit en effet d'un point de fragilité pour compromettre l'ensemble de l'organisation, comme l'illustrent de nombreuses cyberattaques récentes.

Arbitrer avec lucidité : sécurité, innovation et bande passante

La DSI doit en permanence arbitrer entre des injonctions parfois contradictoires. Une posture trop permissive expose l'organisation à des risques majeurs ; une posture trop restrictive peut freiner l'innovation. Trouver le bon équilibre suppose un dialogue transparent sur les priorités et les contraintes de bande passante**.**

La question des roadmaps est ici centrale. Les projets IA viennent s'ajouter à des chantiers déjà engagés (modernisation du SI, dette technique, cybersécurité). La DSI doit rendre explicites les arbitrages, les séquences d'intégration et les dépendances, afin d'éviter une surcharge invisible des équipes.

[82] Utilisation de l'IA non autorisée par la DSI

L'IA au service de la DSI

Enfin, l'IA constitue également un levier pour la DSI elle-même. Elle peut contribuer à automatiser certaines tâches à faible valeur ajoutée, comme la détection d'anomalies, le suivi de la qualité des données, ou la qualification de tickets ouverts par les métiers. Utilisée avec discernement, l'IA permet ainsi à la DSI de se recentrer sur ses missions à plus forte valeur : architecture, sécurisation, fiabilité et accompagnement des transformations.

Check-list – DSI

En tant que membre d'une DSI :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ Les usages IA sont intégrés au SI de manière sécurisée et maîtrisée

☐ Les règles de passage de l'expérimentation à l'industrialisation sont explicites

☐ Les risques de *shadow AI* sont identifiés et activement traités

☐ La sécurité est abordée à la fois sous l'angle technique et humain, en lien étroit avec la Sécurité des Systèmes d'Information (SSI)

☐ Des actions régulières de sensibilisation et de simulation (*phishing*[83], *deepfakes*) sont mises en place

☐ Les contraintes de bande passante et les arbitrages de *roadmap*[84] sont partagés de manière transparente

☐ L'IA est également mobilisée pour améliorer l'efficacité opérationnelle de la DSI elle-même

3.3.7 Je travaille à la Direction Financière

L'IA au service de la fonction finance

Pour la direction financière, l'IA représente d'abord un levier d'amélioration directe de ses propres pratiques. Les interfaces en langage naturel facilitent l'accès à l'information financière, la réalisation d'analyses exploratoires ou la formulation d'hypothèses, sans passer systématiquement par des requêtes techniques complexes. Cette capacité à interroger les données de manière plus fluide permet d'accélérer certains travaux d'analyse, de contrôle ou de projection.

L'IA ouvre également la voie à des processus de validation semi-automatisés ou automatisés, notamment lorsqu'elle est combinée à des logiques agentiques. Des chaînes de validation peuvent ainsi être partiellement déléguées à des agents, capables de vérifier la cohérence d'un dossier, de contrôler des seuils ou de signaler des anomalies, tout en laissant à l'humain la décision finale. Utilisée de cette manière, l'IA devient un outil d'assistance et de sécurisation.

Piloter l'IA à l'échelle de l'entreprise

Au-delà de ses usages propres, la direction financière joue un rôle central dans le pilotage global des investissements liés à l'IA. Cet exercice est complexe, car les dépenses associées à l'IA sont par nature diffuses et interconnectées : infrastructures techniques, licences, coûts cloud, temps passé par

[83] Pratique malveillante de hameçonnage
[84] Feuille de route

les équipes data, transformation des métiers, formation et accompagnement des collaborateurs.

Il devient dès lors peu pertinent de dissocier strictement les budgets techniques des budgets de ressources humaines. Les gains de productivité potentiels liés à l'IA se traduisent rarement par une simple baisse de coûts immédiate ; ils modifient en profondeur l'organisation du travail, les compétences mobilisées et les trajectoires d'évolution des équipes. Le pilotage financier de l'IA doit donc s'effectuer aux bornes de l'ensemble du système, en intégrant à la fois les dimensions technologiques, humaines, ainsi que le risque stratégique lié à l'inaction dans un contexte concurrentiel.

ROI, apprentissage et modélisation économique

Un autre enjeu majeur réside dans la temporalité du retour sur investissement. Les premières phases de déploiement de l'IA s'accompagnent souvent d'un effort d'investissement significatif, alors même que les gains ne sont pas encore pleinement visibles. Cette phase de *ramp-up*[85], indispensable à l'apprentissage des équipes et à la stabilisation des usages, peut donner l'illusion d'un ROI dégradé.

La direction financière a ici un rôle clé à jouer pour faire évoluer les modèles de mesure économique. Il s'agit moins de rechercher un ROI immédiat que de construire des indicateurs permettant de suivre la montée en maturité des usages, la captation progressive des gains de productivité, et la création de valeur dans la durée. En ce sens, l'IA devient un nouvel objet de pilotage à part entière dans les dépenses liées au numérique, nécessitant des outils et des référentiels adaptés.

Check-list – Direction financière

En tant que membre d'une direction financière :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ J'identifie les usages de l'IA au service direct de la fonction finance

☐ Les processus de validation automatisés ou semi-automatisés sont conçus comme des aides à la décision, et non comme des substituts complets

☐ Les investissements IA sont pilotés de manière transverse, en intégrant dimensions techniques et humaines

☐ Les modèles de ROI prennent en compte les phases d'apprentissage et de montée en maturité

☐ L'IA est intégrée comme un sujet de pilotage à part entière dans les dépenses numériques de l'entreprise

☐ Une estimation du risque financier lié à l'inaction face à l'IA, dans un contexte concurrentiel, a été réalisée et intégrée aux arbitrages

[85] Montée en puissance

3.3.8 Je suis manager

Le manager, pivot de la transformation IA

La transformation par l'IA se joue très concrètement au niveau du management de proximité. Le manager est celui qui traduit la stratégie en pratiques quotidiennes, qui arbitre les priorités et qui absorbe en première ligne les tensions liées au changement.

Sans managers embarqués, acculturés et outillés, l'IA reste soit un discours abstrait, soit une initiative individuelle non maîtrisée.

Donner du sens avant de parler d'outils

Le premier rôle du manager n'est pas de maîtriser la technologie, mais de donner du sens. Il ne s'agit pas de partir de l'IA elle-même, mais de revenir aux irritants du quotidien, aux enjeux opérationnels et aux ambitions de l'équipe, puis d'examiner dans quelle mesure l'IA peut contribuer à y répondre : ce qu'elle permet, ce qu'elle ne permet pas, et surtout ce qu'elle change concrètement dans le travail des équipes.

Cela suppose de pouvoir clarifier :

- En quoi l'IA peut aider l'équipe à mieux atteindre ses objectifs,
- Quels irritants ou points de friction elle peut contribuer à réduire,
- Quelles tâches sont simplifiées, transformées ou appelées à évoluer,
- Ce qui reste du ressort de l'humain et ce qui ne l'est pas.

Cette mise en perspective est indispensable pour éviter fantasmes, résistances silencieuses ou usages détournés.

Accompagner l'évolution des pratiques de travail

L'introduction de l'IA modifie les façons de travailler : rédaction assistée, analyse augmentée, priorisation automatisée, interactions avec des agents. Le manager doit accompagner cette évolution sans imposer un usage uniforme.

Son rôle consiste à :

- Créer un cadre d'expérimentation sécurisé,
- Encourager le partage de pratiques entre collaborateurs,
- Identifier les usages réellement utiles et ceux qui génèrent peu de valeur,
- Réguler le rythme pour éviter surcharge cognitive et dispersion.

L'enjeu n'est pas d'aller vite à tout prix, mais d'installer des usages durables.

Créer et entretenir une dynamique collective

Un point clé réside dans la capacité du manager à identifier une ou plusieurs personnes relais au sein de l'équipe, intéressées par le sujet et prêtes à en devenir des moteurs. Le manager ne peut pas tout porter seul. Ces relais permettent de déblayer le terrain, de tester les premiers usages et de partager les apprentissages avant d'embarquer progressivement l'ensemble du collectif.

Le rôle du manager est alors d'entretenir cette dynamique et d'aller chercher les ressources nécessaires pour la faire grandir. Cela suppose de savoir s'appuyer sur les équipes data lorsque c'est

pertinent, d'être en lien avec le *Chief Data Officer* et le *Chief AI Officer* pour cadrer et prioriser les usages, de mobiliser la DSI sur les sujets d'intégration et de sécurité, ou encore de travailler avec les RH sur l'accompagnement et l'évolution des compétences.

L'objectif est de créer une dynamique qui rende progressivement les équipes plus autonomes dans l'identification et la formulation de leurs cas d'usage, tout en garantissant leur cohérence avec la stratégie de l'entreprise. Le manager joue ainsi un rôle de synthèse et d'orchestration entre la vision stratégique, les besoins opérationnels et les fonctions support.

Évaluer autrement la performance

L'IA remet en question les modèles classiques d'évaluation. Certaines tâches auparavant valorisées deviennent automatisables, tandis que de nouvelles compétences émergent : capacité à formuler les bonnes questions, esprit critique face aux résultats produits par la machine, capacité à combiner jugement humain et recommandations automatisées.

Le manager a un rôle clé pour faire évoluer l'évaluation de la performance : moins centrée sur l'exécution, davantage orientée vers la qualité des décisions, la collaboration et la création de valeur.

Préserver l'humain dans des environnements augmentés

Avec l'IA, notamment agentique, certaines décisions peuvent être proposées, voire prises automatiquement. Le manager reste le garant du discernement humain. Un optimum algorithmique n'est pas toujours un optimum humain, organisationnel ou social.

Il lui revient de questionner les recommandations automatiques, d'arbitrer lorsque plusieurs logiques entrent en tension et de protéger les équipes d'une pression excessive liée à l'optimisation permanente.

L'IA pose également la question de la transmission des savoirs. Certaines tâches dites « d'entrée » tendent à disparaître, ce qui oblige le manager à repenser les parcours d'apprentissage, en particulier pour les profils juniors. Bien que cet enjeu soit souvent identifié au niveau des fonctions RH, il est essentiel que le manager l'intègre lui aussi dans sa réflexion, afin d'anticiper le renouvellement de ses équipes dans le temps et d'orienter les formations vers le développement de l'expertise métier et de l'esprit critique, et pas uniquement vers la maîtrise des outils d'IA, appelée à devenir un prérequis.

Check-list – Manager

En tant que manager :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ Je comprends les impacts concrets de l'IA sur les missions et les irritants du quotidien de mon équipe

☐ Je suis capable d'expliquer simplement le cadre, les objectifs et les limites des usages IA, en lien avec les ambitions de l'équipe

☐ J'identifie et soutiens des personnes relais pour initier et diffuser les usages

☐ J'encourage l'expérimentation tout en évitant la dispersion et la surcharge

☐ Je mets en place un rituel qui permet au collectif d'échanger autour de l'IA régulièrement

☐ J'adapte l'évaluation de la performance aux nouveaux modes de travail augmentés

☐ Je reste garant du discernement humain face aux recommandations automatisées

☐ Je fais le lien avec les fonctions support (data, DSI, RH, CDO, CAIO) pour accompagner les équipes

☐ J'utilise moi-même l'IA comme outil d'appui au management (idéation, feedback, synthèse), dans une logique de performance et d'exemplarité

3.3.9 Je travaille dans une équipe métier

Les équipes métiers sont des équipes responsables d'un processus cœur de création de valeur, dont la finalité n'est pas de soutenir d'autres équipes, mais de délivrer directement une contribution au produit, au service, à la relation, à l'image ou à la performance de l'organisation, qu'il s'agisse d'activités de relation client, de production, de maintenance, de business, de communication, de fonctions corporate, etc.

L'IA vue depuis le terrain

Pour les équipes métiers, l'IA n'est ni un sujet stratégique abstrait, ni un projet technologique. Elle est d'abord vécue comme un outil du quotidien, susceptible de simplifier certaines tâches, d'en transformer d'autres, ou de susciter des interrogations légitimes.

Le point de départ n'est donc pas la technologie, mais le travail réel : irritants, pertes de temps, tâches répétitives, complexité croissante, exigences accrues. C'est à partir de ces constats que l'IA peut devenir réellement utile.

Faire émerger les cas d'usage là où se crée la valeur

Les équipes métiers sont les mieux placées pour identifier les cas d'usage pertinents. Elles connaissent les situations concrètes, les contraintes du terrain et les arbitrages quotidiens.

Leur rôle consiste à :

- Formuler les besoins de manière claire,
- Tester des usages simples,
- Partager les retours d'expérience,
- Alerter lorsque les outils proposés ne répondent pas aux réalités du métier.

Cette capacité à faire remonter des usages concrets est essentielle pour éviter des solutions déconnectées du terrain.

Apprendre à travailler avec des outils augmentés

L'IA introduit de nouvelles façons de travailler : rédaction assistée, analyse augmentée, aide à la décision, interaction avec des agents. Cela suppose une phase d'appropriation, faite d'essais, d'erreurs et d'ajustements.

L'enjeu n'est pas de devenir expert de l'IA, mais de savoir :

- Formuler les bonnes questions,
- Exercer un esprit critique sur les réponses produites,
- Comprendre les limites des outils,

- Conserver la responsabilité finale de son travail.

Vigilance et responsabilité partagée

Les équipes métiers sont aussi en première ligne face aux risques : erreurs, biais, mauvaises interprétations, exposition de données sensibles. Une utilisation efficace de l'IA repose sur des règles simples, partagées et comprises.

Signaler un dysfonctionnement, poser une question ou refuser un usage inadapté fait pleinement partie du rôle des équipes. La confiance dans l'IA passe par la possibilité de la questionner.

Au-delà de la vigilance individuelle, les directions opérationnelles demeurent garantes de la performance des processus dans lesquels l'IA s'insère. Lorsque l'organisation en est dotée, le directeur des opérations (COO) joue un rôle central : il arbitre entre expérimentation et continuité d'activité, veille à la qualité de service et assume les impacts organisationnels des dispositifs IA déployés. À l'ère de l'IA, cette fonction évolue vers une orchestration plus fine des interactions humain–machine et une supervision systémique des processus augmentés.

L'IA comme opportunité d'évolution professionnelle

Enfin, l'IA peut être vécue comme une opportunité de montée en compétences. En automatisant certaines tâches à faible valeur, elle libère du temps pour des activités plus analytiques, relationnelles ou créatives.

Encore faut-il que cette évolution soit accompagnée : formation, reconnaissance des nouvelles compétences, adaptation des modes d'évaluation. Les équipes métiers ne subissent pas la transformation ; elles en sont des actrices à part entière.

Check-list – Équipes métiers

En tant que membre d'une équipe métier :

☐ Je connais la stratégie IA de mon entreprise et ses grandes priorités

☐ Je comprends les règles de manipulation de la donnée afin de ne pas mettre en risque les données de l'entreprise

☐ J'ai identifié des irritants ou des tâches où l'IA pourrait réellement m'aider

☐ Je comprends ce que l'IA peut faire… et ce qu'elle ne peut pas faire

☐ Je garde un esprit critique sur les résultats produits par les outils

☐ Je signale les usages inadaptés ou les risques potentiels

☐ Je partage régulièrement mes retours d'expérience avec mon manager et mes collègues sur les cas d'usage

☐ Je partage avec mon manager l'impact de l'IA sur l'évolution de mon métier

☐ Je me forme progressivement pour mieux utiliser ces outils dans mon métier

3.3.10 J’exerce une fonction syndicale

Comprendre la stratégie IA de l’entreprise

Pour les représentants syndicaux, l’enjeu face à l’IA est double :

- Se saisir des enjeux macroéconomiques de l’IA (création et partage de la valeur, emploi, formation) pour contribuer aux débats collectifs et aux orientations sectorielles,
- Agir concrètement dans l’entreprise sur les transformations induites par l’IA : organisation du travail, conditions de travail, évolution des métiers et sécurisation des trajectoires professionnelles.

Pour cela, il faut tout d’abord comprendre clairement la stratégie IA de l’entreprise, ses objectifs réels et ses limites, afin d’éviter que le débat ne se construise sur des peurs abstraites ou des mythes autour de l’IA.

Disposer d’une vision partagée de ce que l’entreprise cherche à faire, et de ce qu’elle ne souhaite pas faire, avec l’IA est une condition essentielle pour un dialogue social de qualité. Cela permet de déplacer les échanges des craintes générales liées à l’IA vers une analyse plus concrète des risques et opportunités spécifiques associés aux usages de l’IA tels qu’ils sont envisagés dans l’entreprise, en cohérence avec sa stratégie.

Vigilance sur les impacts métiers et humains

La fonction syndicale joue un rôle de vigilance collective sur les effets de l’IA sur le travail réel. Les catégories de métiers augmentés, réhumanisés, dominés ou supprimés par l’IA constituent un cadre de lecture utile pour analyser ces évolutions et nourrir les échanges avec les directions, les RH et les managers (cf. 2.1 Des destins professionnels pluriels face à l'IA). Elles permettent aussi de faire le lien avec les enjeux de formation, de reconversion et de maintien de l’employabilité.

Elle porte aussi sur les nouvelles formes de prise de décision assistée ou autonome, en particulier dans le cadre de l’IA agentique. Lorsque des systèmes sont capables d’agir, d’arbitrer ou d’optimiser de manière autonome, l’enjeu est de s’assurer que l’humain ne subit pas la machine.

Un exemple simple l’illustre : un algorithme peut optimiser un agenda en maximisant la valeur produite, tout en modifiant l’emploi du temps d’un salarié de nombreuses fois dans la semaine. L’optimum mathématique n’est pas nécessairement l’optimum humain. Ces situations appellent une vigilance spécifique sur les effets concrets des outils déployés.

Contribuer à une trajectoire collective et soutenable

Au-delà de leur rôle de vigilance, les représentants syndicaux peuvent également contribuer à une appropriation constructive de l’IA, lorsqu’elle est mise au service de meilleures conditions de travail, de la réduction de tâches pénibles ou répétitives, ou de l’enrichissement des métiers ou de l’amélioration globale de la santé de l’entreprise.

Dans cette perspective, la fonction syndicale peut jouer un rôle actif pour promouvoir des usages de l’IA favorables à la qualité du travail, à condition que ceux-ci soient explicitement encadrés, évalués et discutés collectivement.

Alignement sur les indicateurs : QVT, RSE, promotion, intéressement

Un point majeur de convergence entre le COMEX, les RH, le management et les organisations syndicales réside dans le suivi des indicateurs associés au déploiement de l’IA.

Au-delà des seuls indicateurs économiques ou de productivité, les indicateurs de Qualité de Vie au Travail (QVT), de RSE, de promotion interne et d'intéressement à l'ère de l'IA constituent des leviers essentiels pour objectiver les effets réels de l'IA sur les collectifs de travail.

Pour les représentants syndicaux, s'aligner sur ces indicateurs permet de dépasser une posture strictement réactive. Cela ouvre la voie à un dialogue social structuré autour de données partagées et mesurables : évolution de la charge de travail, niveau d'autonomie, accès à la formation, montée en compétences, attractivité des métiers ou engagement des collaborateurs.

L'enjeu n'est plus seulement d'alerter, mais de co-piloter la transformation à partir d'éléments objectivés.

Check-list Syndicat

En tant que représentant syndical :

☐ Je dispose d'une compréhension claire de la stratégie IA de l'entreprise et de ses priorités réelles

☐ Les usages de l'IA sont expliqués et discutés collectivement, plutôt que laissés à des interprétations anxiogènes

☐ Les impacts de l'IA sur les métiers, les compétences et le sens du travail sont analysés de manière partagée

☐ Les trajectoires des métiers dominés ou menacés par l'IA sont accompagnées par des dispositifs de formation ou de reconversion

☐ Des indicateurs de QVT liés à l'IA sont suivis et partagés avec les instances représentatives

☐ Des indicateurs de RSE liés à l'IA sont suivis et partagés avec les instances représentatives

☐ Le dialogue social permet d'identifier et de promouvoir des usages de l'IA bénéfiques pour les salariés

☐ J'ai la capacité de questionner les projets intégrant de l'IA, notamment ceux impliquant des décisions automatisées ou agentiques, afin d'en apprécier les impacts réels sur les métiers, l'organisation du travail et les collectifs

3.4 Les niveaux de maturité

Nous avons décrit précédemment les prérequis au déploiement de l'Intelligence Artificielle dans les organisations.

Ils relèvent moins des usages de l'IA à proprement parler que de la solidité de l'organisation elle-même : disposer d'un socle de données de qualité, avoir optimisé et repensé ses processus à l'aune de l'IA, et maîtriser les enjeux réglementaires, éthiques et de conformité.

Nous avons également évoqué qu'au-delà de ces fondations, une transformation IA ne peut être conduite sans une vision stratégique claire.

Cette vision doit être partagée et portée par l'équipe de Direction, puis diffusée à l'ensemble de

l'organisation. Quel que soit le niveau de maturité actuel d'une organisation, il est déterminant de savoir jusqu'où elle souhaite aller. Non pour s'y projeter immédiatement, mais pour pouvoir tracer un chemin cohérent, faire des choix éclairés et éviter les impasses tactiques. Avoir un cap permet de donner du sens aux premières étapes, d'anticiper les ruptures à venir et d'aligner les décisions techniques, organisationnelles et managériales dans la durée.

À ce titre, nous partageons pleinement la vision portée par Pierre Matuchet, SVP Adecco IT & Digital Transformation, telle qu'exprimée lors de notre échange. Cette vision fait également écho à celle défendue par Michel Levy-Provençal, fondateur de TEDxParis, dans son tract « *Votre prochain collègue est un génie ! … et coûte 30 €/mois* ». Tous deux insistent sur la nécessité de penser la trajectoire avant de multiplier les expérimentations, et de considérer l'IA non comme un simple outil, mais comme un nouveau mode de fonctionnement du travail et des organisations. Les niveaux présentés ci-dessous s'inscrivent dans cette logique : ils ne décrivent pas une checklist à dérouler, mais une montée en puissance progressive, consciente et orientée vers une cible assumée.

3.4.1 Niveau 1 - Officialiser les usages et acculturer par la pratique

Le premier niveau correspond à un moment charnière que traversent la majorité des organisations. L'IA est déjà utilisée, souvent assez massivement, mais de manière diffuse, individuelle et peu encadrée. Elle s'invite dans les pratiques quotidiennes sous la forme d'outils bureautiques et de copilotes : rédaction de courriels, synthèses de documents, compte rendu de réunions, traductions, préparation de supports. L'enjeu n'est donc pas d'introduire l'IA, mais de la faire sortir de l'ombre.

Officialiser les usages consiste à sécuriser, cadrer et assumer ces pratiques. Cela passe par la mise à disposition d'outils professionnels, par la définition de règles claires d'utilisation et par une première phase d'acculturation très concrète. Ici, l'apprentissage se fait par la pratique. Il s'agit d'autoriser l'expérimentation, d'accepter une part de tâtonnement et de créer un climat où l'IA devient un outil du quotidien, sans être sacralisée ni diabolisée. À ce stade, l'IA permet avant tout de gagner du temps et de fluidifier le travail individuel, sans transformer encore en profondeur l'organisation.

3.4.2 Niveau 2 – Contextualiser l'IA à l'aide des données de l'entreprise

Le deuxième niveau marque un changement qualitatif majeur. L'IA cesse d'être générique pour devenir contextuelle. Elle est progressivement connectée aux données, aux documents et aux règles propres à l'entreprise, ce qui permet de faire émerger des assistants métiers capables de répondre avec précision, en s'appuyant sur le référentiel interne. C'est ici que se met en place la logique de *RAG* (*retrieval-augmented generation*) et de modèles de prompts. L'IA générative se nourrit alors du langage et des contenus propres à l'entreprise, ce qui permet de sortir des réponses génériques. Les outils d'entreprises commencent à devenir plus pertinents que les solutions grand public.

Cette étape transforme la relation à l'IA. Elle n'est plus seulement un outil de productivité individuelle, mais un levier d'amélioration de la qualité du travail. Les réponses gagnent en pertinence, les analyses s'enrichissent du contexte spécifique de l'organisation, et les équipes commencent à percevoir l'IA comme une extension de leur expertise métier. C'est également à ce stade que la dimension collective prend de l'importance. Les usages se partagent, se structurent, se capitalisent. L'IA devient un support d'apprentissage collectif et non plus un avantage isolé réservé à quelques initiés.

3.4.3 Niveau 3 – Déléguer des tâches en déployant des agents

Avec le troisième niveau, l'IA franchit un nouveau seuil. Elle ne se contente plus d'assister ou de recommander : elle agit. Des agents sont conçus pour exécuter des tâches complètes, dans des

périmètres clairement définis, sous supervision humaine. Qualification de demandes, préparation de dossiers, génération de livrables, déclenchement d'actions automatisées : l'IA commence à prendre en charge une part du travail opérationnel.

Cette étape est souvent la plus sensible.

Elle touche directement à l'organisation du travail et au rôle des managers. Déléguer à des agents suppose de redéfinir les responsabilités, de passer d'une logique de contrôle à une logique de confiance encadrée, et de repositionner l'humain sur des activités de supervision, d'arbitrage et de création de valeur. L'enjeu n'est plus seulement technologique, il est profondément managérial. C'est ici que se joue une grande partie de l'acceptation ou du rejet de l'IA dans la durée.

3.4.4 Niveau 4 – Orchestrer les agents avec une collaboration humain-IA fluide

Au-delà de la délégation opérée au niveau précédent, le dernier niveau correspond à une transformation systémique. Les agents ne fonctionnent plus isolément, mais sont orchestrés au sein de workflows complexes, partageant une mémoire organisationnelle et coopérant entre eux. L'IA devient une infrastructure invisible mais structurante, comparable à un système nerveux qui irrigue l'ensemble de l'organisation.

À ce stade, la frontière entre outils, processus et organisation s'estompe. Le travail collectif est profondément reconfiguré, les décisions sont éclairées en continu, et les humains se concentrent sur la définition du cap, la gestion des exceptions et la création de sens. Peu d'organisations ont aujourd'hui atteint ce niveau, mais il constitue une cible stratégique utile, même lointaine. Non pour y parvenir immédiatement, mais pour orienter les choix faits dès les premières étapes et construire une trajectoire cohérente dans le temps, notamment en sécurisant dès aujourd'hui les investissements de moyen et long terme nécessaires pour atteindre la cible que vous vous fixez.

Cette logique d'orchestration peut, par extension, dépasser les frontières d'une organisation donnée. Elle ouvre la voie à des formes de coopération entre filiales d'un même groupe, voire entre entreprises, préfigurant des écosystèmes de travail augmentés à une échelle plus large.

Graphique n°14 : Déployer l'IA - Source : Thomas Barroca

➥ **Recommandation 26**
Définir un plan d'investissement IA de moyen et long terme cohérent avec la stratégie de l'entreprise, couvrant les technologies, les compétences, les partenariats et les capacités organisationnelles.

➥ **Recommandation 27**
Soutenir la recherche et l'expérimentation sur la collaboration homme-machine afin de mieux comprendre la répartition des tâches entre humains et systèmes d'IA.

3.5 Différenciation et coopération à l'ère de l'IA

3.5.1 Construire sa singularité stratégique : ce que vos concurrents ne peuvent pas copier

Les modèles de langage sont désormais accessibles à tous et largement utilisés, quels que soient les secteurs ou la taille des organisations. Leur diffusion rapide en fait des outils de productivité et d'acculturation puissants, mais aussi des technologies de plus en plus standardisées.

Les modèles de langages peuvent être des grands modèles de langage généralistes et consommateurs d'énergie qui vont demander pour être efficient d'utiliser les données des entreprises ou des petits modèles de langage spécialisés adaptés aux besoins et langages du métier, ou des grappes de modèles spécialisés avec des analyseurs de prompt pour mobiliser les modèles pertinents et assembler leurs réponses.

L'effet de sidération de l'IA Générative a estompé les autres outils d'IA très performants pour certains types de traitement pour qui ils représentent une approche plus sûre et plus économique, ainsi que les outils de simulation prédictive.

Dans ce contexte, l'enjeu n'est plus de savoir si une entreprise utilise ou non de l'IA et des LLM, mais d'identifier les leviers de différenciation qui lui permettent de dépasser des usages génériques et de sortir de modèles standardisés. Dans des marchés fortement concurrentiels, la capacité à se distinguer reste un facteur clé de performance et de pérennité. Cette différenciation ne se joue pas au niveau du modèle pris isolément, mais dans la manière dont l'organisation construit un système cohérent articulant données, modèles, orchestration et capital humain.

Socle de données

Le socle de données constitue le fondement indispensable de toute création de valeur par l'IA. Il ne s'agit pas uniquement de disposer de volumes importants de données, mais avant tout de garantir leur qualité, leur fiabilité et leur cohérence dans le temps. Environ 75 à 80 % des données mondiales sont aujourd'hui détenues par les entreprises[86], ce qui fait de ce socle un actif stratégique majeur, encore largement sous-exploité dans certaines organisations. Cela suppose des référentiels partagés, une gouvernance claire, des règles communes de définition et de mise à jour, ainsi qu'une capacité à faire dialoguer des données historiques, propriétaires et externes. Sans ce socle robuste, les initiatives d'IA restent fragiles, peu reproductibles et difficiles à industrialiser.

Données enrichies

Les données enrichies résultent à la fois de l'hybridation de sources multiples et de la valeur ajoutée produite par les modèles d'IA eux-mêmes. Le décloisonnement des silos organisationnels et fonctionnels est ici un levier clé pour créer de nouveaux points de vue et révéler des signaux jusque-là

[86]Contival, Arnaud & Krasnobrizha, Alina (2025). La Révolution IA : Quand l'intelligence artificielle réinvente l'entreprise. Héliopoles, 13 mars 2025. ISBN 978-2379851124.

invisibles. Il est également essentiel de ne pas sous-estimer l'apport de l'IA analytique ou neuronale prédictive, présente depuis de nombreuses années, qui permet déjà d'augmenter la valeur des données brutes par la modélisation, l'anticipation et la structuration de l'information. Les modèles génératifs viennent aujourd'hui compléter cette dynamique en produisant à leur tour de nouvelles données et de nouveaux artefacts exploitables.

Modèles

Les modèles, qu'ils soient prédictifs ou génératifs, constituent un espace de choix stratégique pour les organisations. La question n'est pas seulement de savoir s'il faut internaliser ou externaliser ces modèles, mais surtout comment les adapter et les combiner pour répondre de manière plus fine aux cas d'usage propres à l'entreprise. La différenciation ne vient pas du modèle en tant que tel, souvent accessible à tous, mais de la manière dont il est sélectionné, paramétré, enrichi et évalué au regard des besoins métiers. Faire de cette adéquation aux usages internes une priorité est un facteur déterminant de création de valeur durable.

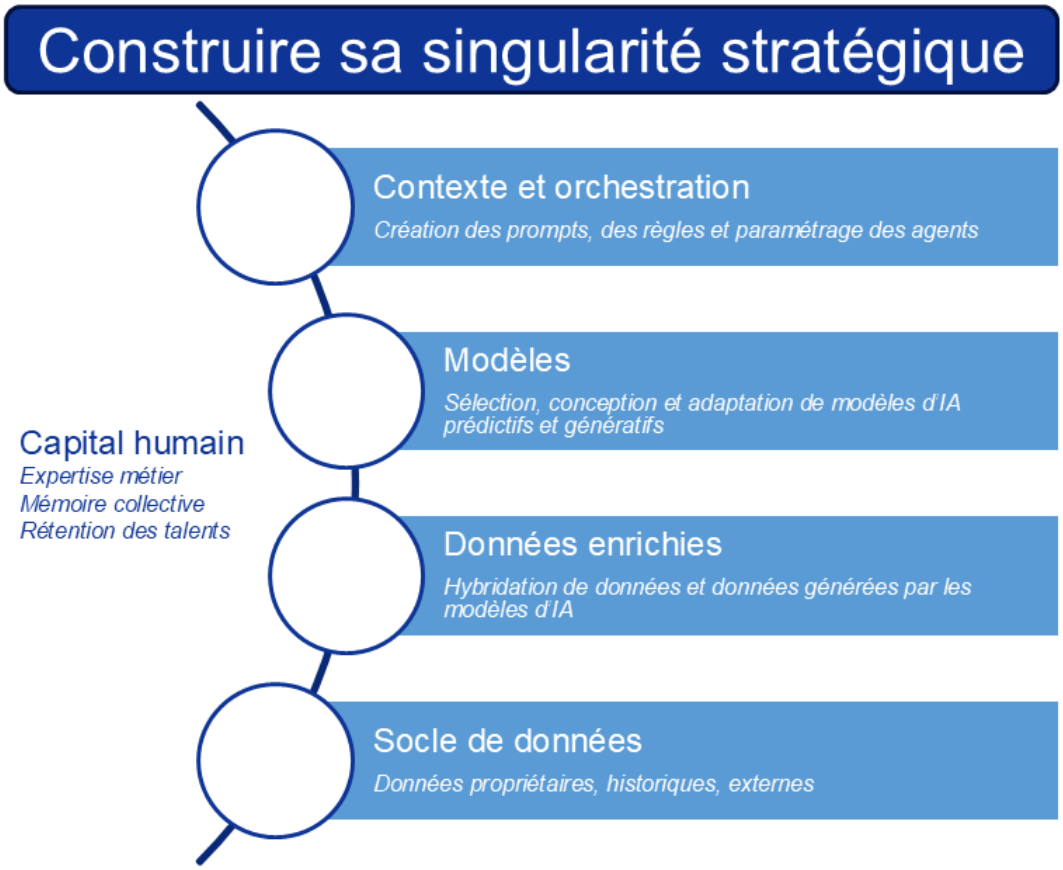
Contexte et orchestration

La couche de contexte et d'orchestration permet de démultiplier la puissance de l'ensemble en rendant les capacités des données et des modèles réellement actionnables. Elle regroupe la création des prompts, la définition des règles, le paramétrage des agents et les mécanismes d'arbitrage qui permettent d'adapter les réponses aux situations concrètes. Il ne s'agit pas d'une étape finale dans une chaîne linéaire, mais d'une couche transversale qui interagit en permanence avec les données et les modèles, dans une logique de boucle continue d'apprentissage et d'amélioration.

Capital humain évolutif

Le capital humain traverse l'ensemble de ces dimensions et conditionne leur efficacité réelle. Expertise métier, esprit critique, mémoire collective et capacité à transmettre la connaissance sont des actifs stratégiques aussi importants que les briques technologiques elles-mêmes. Les modèles ne deviennent réellement performants que lorsqu'ils sont conçus, challengés et enrichis par des experts capables d'aller au-delà d'une utilisation complaisante ou superficielle.

La gestion de la connaissance et la structuration du collectif humain constituent ainsi un enjeu central, à la fois sur les plans organisationnel et managérial. La capacité à attirer, développer et retenir ces talents conditionne directement la singularité des systèmes d'IA déployés et fait de la rétention des compétences un levier stratégique de long terme.



Graphique n°15 : Construction de la singularité stratégique - Source : Thomas Barroca

3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA

Nous avons vu que la performance des systèmes d'IA, et en particulier des IA génératives, dépend étroitement de la qualité des données et des bases de connaissances mobilisées. Plus ces données sont riches, diversifiées et transverses, plus les réponses produites gagnent en pertinence et en valeur opérationnelle. Or, dans la plupart des organisations, la donnée reste largement cloisonnée, structurée en silos métiers et organisationnels. Dans ce contexte, la coopération apparaît comme un levier essentiel pour dépasser ces limites. Coopérer ne signifie pas tout partager ni tout uniformiser, mais organiser des échanges ciblés et maîtrisés afin d'hybrider les données et renforcer l'efficacité collective. Cette coopération suppose un changement d'état d'esprit qui se joue à tous les niveaux.

Au-delà de ses frontières internes, l'entreprise agit au sein d'un écosystème et doit faire face aux disruptions éventuelles de son écosystème par des acteurs qui s'approprient les données des entreprises comme les grandes plateformes numériques qui viennent concurrencer ou intermédier certains métiers. Dans ce cadre, la constitution de communautés d'intérêt entre entreprises pour l'utilisation conjointe de données est un levier de souveraineté par rapport à ces acteurs prédateurs. Au-delà du partage d'informations, ces coopérations peuvent également porter sur des investissements structurants dans les infrastructures data et IA, permettant d'en mutualiser les coûts et d'accélérer l'innovation.

Plus généralement, la coopération est un facteur d'accélération dans l'apprentissage de l'IA en partageant les données, les expérimentations et les bonnes pratiques.

La coopération constitue également un levier d'innovation compétitive, fondé sur la mutualisation d'actifs numériques structurants et la création de nouvelles ressources de valeur à partir des données. Ainsi, la coopération autour des données constitue une forme d'évolution qui s'impose aussi bien en interne des entreprises qu'entre entreprises alliées ou même concurrentes.

Coopérer entre équipes d'une même entreprise

La coopération commence souvent à l'échelle la plus proche, entre équipes d'une même entreprise. C'est généralement à ce niveau que les premiers gains de valeur peuvent être observés rapidement. En croisant des données issues de périmètres historiquement distincts, les organisations parviennent à enrichir leur compréhension des situations et à transformer des analyses en actions concrètes.

Un exemple parlant est celui du rapprochement entre qualité produite et qualité perçue. En mettant en regard des indicateurs opérationnels issus des systèmes de production (qualité produite) avec les retours clients et les mesures de satisfaction (qualité perçue), il devient possible de prioriser plus finement les actions à mener, d'objectiver des arbitrages et d'aligner les décisions opérationnelles sur l'expérience réellement vécue par les clients. Cette forme de coopération interne, entre équipes dans des directions différentes, constitue un premier pas décisif vers une utilisation plus intelligente et plus efficace des données. L'IA générative facilite l'appropriation des informations entre les différentes directions. Elle permet de traduire des données complexes en un langage naturel et compréhensible, adapté au métier destinataire.

Coopérer entre filiales et marques au sein d'un groupe

À un niveau supérieur, la coopération peut s'étendre entre filiales ou marques d'un même groupe. Dans les organisations multi-marques, les entités disposent souvent de bases de données, de pratiques et d'outils distincts, hérités de leur histoire ou de leur positionnement. La coopération consiste alors à mutualiser certaines briques structurantes tout en respectant l'identité et l'autonomie de chaque entité.

Le groupe Accor, qui regroupe environ 40 marques hôtelières, illustre une approche orientée client, fondée sur la mutualisation des données via son programme de fidélité ALL. En unifiant la connaissance client à l'échelle de ses marques, de l'hôtellerie économique au luxe, Accor est en mesure de construire une vision client à 360° et d'activer des campagnes marketing ultra-personnalisées en temps réel. Cette transversalité se traduit directement dans l'expérience vécue par le client final, à travers des parcours plus fluides et des offres mieux ciblées.

Autre exemple, LVMH, qui regroupe environ 75 maisons, privilégie une coopération centrée sur les infrastructures et les capacités analytiques. Le groupe déploie une plateforme data et IA commune à l'ensemble de ses maisons afin de mutualiser les outils, les environnements technologiques et certains modèles d'analyse, tout en maintenant un cloisonnement strict des données par marque. Cette approche vise à réduire les coûts techniques, accélérer la production d'insights internes et favoriser le partage de bonnes pratiques, sans remettre en cause l'identité propre de chaque maison.

Ces deux stratégies montrent que la coopération intra-groupe peut prendre différentes formes : de l'activation directe orientée client à la mutualisation des fondations data et IA communes.

Coopérer entre entreprises pour créer de la valeur

Au-delà du périmètre d'un groupe, la coopération peut s'étendre entre entreprises distinctes. Ces démarches reposent sur le partage ciblé d'informations ou de ressources, sans fusion des systèmes ni perte de contrôle sur les actifs stratégiques. Elles peuvent servir des objectifs business immédiats, comme l'optimisation des opérations, ou des ambitions plus larges de structuration d'écosystèmes.
Dans leur forme la plus simple, ces coopérations prennent la forme d'échanges bilatéraux entre partenaires. À titre d'exemple, la coopération entre Walmart et Procter & Gamble, dans laquelle le fabricant dispose d'une visibilité directe sur les ventes et les niveaux de stock en magasin. Ce partage ciblé de données permet d'ajuster finement les approvisionnements, de réduire les ruptures et les surstocks, et d'améliorer l'efficacité globale de la chaîne de valeur.

Ces logiques se déclinent aujourd'hui sous une forme plus industrialisée à travers des places de marché de données. Des plateformes comme Dawex ou les capacités de data sharing proposées par Snowflake permettent aux entreprises de référencer des jeux de données (prévisions de ventes, niveaux de stock, indicateurs logistiques) dans des catalogues sécurisés. Les partenaires peuvent ensuite y accéder selon des règles contractuelles claires, favorisant une coopération pragmatique, à la carte, et directement orientée business.

D'autres dispositifs permettent d'aller plus loin dans la coopération, tout en conservant un haut niveau de contrôle sur les données partagées. Les *data clean rooms*[87] sont un bon exemple de data collaboration. Elles offrent un cadre sécurisé dans lequel plusieurs organisations peuvent croiser leurs données à des fins d'analyse ou d'activation, sans jamais exposer les données brutes ni en perdre la maîtrise. Ce type d'approche ouvre la voie à des coopérations avancées, notamment en marketing, en mesure de performance ou en entraînement de modèles, dans des contextes où les enjeux de confidentialité et de conformité réglementaire sont élevés.

À une échelle plus large, des réseaux collectifs se structurent pour connecter l'ensemble des acteurs d'un même secteur, à l'image de dispositifs comme Hub One DataTrust dans l'aérien ou des initiatives portées par Gaia-X. Ces plateformes permettent de partager en temps réel des informations sur les offres, les capacités ou les flux, dans un cadre réglementé et sécurisé. Elles visent à améliorer la fluidité des opérations et à renforcer la performance collective, en particulier dans des secteurs complexes comme la mobilité, l'énergie ou l'industrie.

Pour aller plus loin : l'Europe

Au fil de ce chapitre, nous avons vu que la coopération peut s'opérer à plusieurs échelles : entre équipes au sein d'une même entreprise, entre filiales ou marques d'un même groupe, et entre entreprises d'un même secteur. Ces différents niveaux constituent déjà des leviers puissants de création de valeur.

Mais cette logique de mutualisation peut également être envisagée à une échelle plus large, notamment au niveau européen. Ces dimensions seront approfondies dans les parties suivantes, à travers l'analyse d'une stratégie européenne intégrée pour l'IA (partie 5.1) et du rôle de la normalisation comme levier d'influence (partie 5.2).

À l'ère de l'IA, coopérer n'est pas l'opposé de se différencier, bien au contraire. C'est souvent la condition pour construire ensemble des avantages qu'aucun acteur ne pourrait développer seul.

[87] Environnement sécurisé pour partager des données

➥ **Recommandation 28**
Organiser une coopération stratégique, y compris au-delà de votre organisation, et mutualiser certains investissements data et IA afin d'accélérer l'innovation, partager les coûts et renforcer votre autonomie face aux plateformes dominantes.

➥ **Recommandation 29**
Structurer des coopérations sectorielles ou européennes autour des données et de l'IA afin de mutualiser certains investissements, sécuriser les interdépendances et renforcer l'autonomie stratégique des écosystèmes européens.

➥ **Recommandation 30**
Favoriser l'émergence de quelques acteurs européens intégrés maîtrisant les maillons clés de la chaîne de valeur de l'IA, du silicium aux services, afin d'atteindre une masse critique face à la concurrence extra-européenne.

➥ **Recommandation 31**
Considérer la normalisation comme un levier stratégique : participer activement aux travaux de standardisation afin d'influencer les architectures techniques et les règles qui structureront les marchés futurs.

➥ **Recommandation 32**
Intégrer explicitement la dimension compute-énergie-territoire dans toute stratégie IA, en traitant les capacités de calcul et les ressources énergétiques comme des infrastructures stratégiques.

➥ **Recommandation 33**
Mettre en place une veille stratégique sur les offres d'IA et leurs implications techniques, économiques et de souveraineté afin d'éclairer les choix de solutions européennes.

Chapitre 4

Startup et IA

Le cas « Actionable », un laboratoire grandeur nature

Les startups constituent souvent un terrain d'observation privilégié pour analyser l'émergence de nouvelles pratiques, notamment en matière d'intelligence artificielle. Leur taille réduite, la faible inertie organisationnelle et l'absence de dettes historiques (processus, données, gouvernance) leur permettent d'expérimenter rapidement, de tester sans lourdeurs administratives et d'ajuster en continu grâce à des boucles d'apprentissage courtes. Là où les grandes entreprises doivent composer avec des contraintes structurelles fortes, une startup peut aller directement à l'essentiel et faire émerger ses propres enseignements.

C'est dans cet esprit que s'inscrit le cas d'Actionable, une jeune entreprise créée en plein essor de l'IA générative. Leur mission est simple à formuler mais complexe à exécuter : prédire la satisfaction client grâce à l'intelligence artificielle, afin d'aider leurs clients à transformer les insights en leviers de satisfaction additionnels.

Une première brique : l'IA prédictive propriétaire

Actionable a commencé par bâtir une brique de modélisation prédictive fondée sur des modèles supervisés et des pipelines SQL. Cette première étape leur a permis d'obtenir rapidement des résultats mesurables, de structurer leurs flux de données et de créer un socle technique robuste sur lequel construire la suite.

Ce cas d'usage illustre parfaitement que le machine learning, utilisé depuis des décennies, continue de générer de la valeur dès lors que les données sont de qualité et que les bonnes hybridations sont identifiées. Ici, nul besoin de LLM pour tirer tout le potentiel de leur proposition de valeur.

L'IA générative au service de l'équipe pour booster la productivité

Née en plein boom de l'IA générative, la startup a très rapidement utilisé ces outils pour optimiser sa productivité interne. Deux cas d'usage illustrent cette logique d'augmentation du travail humain.

- Assistance à la rédaction de code : les ingénieurs utilisent des IA génératives pour accélérer la rédaction de code, la génération de tests et la documentation technique. Cela leur permet d'aller plus vite, d'explorer davantage d'hypothèses et d'améliorer la qualité sans augmenter les effectifs,
- Automatisation des tickets techniques simples : Actionable a également déployé une automatisation des tickets techniques simples, libérant ainsi du temps pour des tâches plus complexes et à plus forte valeur ajoutée.

L'hybridation des modèles d'IA classiques et génératifs au service de leurs clients

La startup a ensuite développé « Actionable Intelligence », une couche conversationnelle permettant au client d'interroger ses données en langage naturel pour réaliser ses analyses de satisfaction client. Le produit repose sur une hybridation entre :

- Du code interne (SQL, pipelines data),
- Des modèles prédictifs maison,
- Et une architecture qui orchestre les LLM via les données propriétaires.

Cette hybridation permet de rendre visible et actionnable la valeur issue des modèles prédictifs classiques. L'interface restitue à l'utilisateur les différentes étapes de raisonnement pour garantir la transparence et permettre aux experts de challenger la machine.

Modèle économique des IA génératives : API ou LLM maison ?

Les clients d'Actionable ne s'y trompent pas : la facilité d'utilisation d'Actionable Intelligence a fortement augmenté les usages, soulevant de nouveaux questionnements sur la viabilité économique d'une telle solution à moyen terme.

Nans Thomas, co-fondateur d'Actionable, partage sa réflexion : « Nous ne voulions pas brider l'usage en limitant le nombre de requêtes. Cela aurait généré un effet déceptif alors que notre ambition est de faciliter l'accès à la donnée. Nous cherchons des solutions pour maîtriser notre modèle économique tout en offrant un maximum de liberté à nos clients. Notre but est d'aligner le coût sur la valeur métier générée plutôt que sur le volume technique. »

Pour répondre à cet enjeu, plusieurs pistes sont explorées :

- Une segmentation de l'offre client avec deux types de licences : une licence métier et une licence expert cette dernière offrant, pour un coût plus élevé, une profondeur d'analyse plus importante.
- Une réflexion sur l'architecture : poursuivre avec les LLM du marché via API, ou développer un LLM maison ?

API (OpenAI, Mistral, Anthropic)	**LLM Maison**
Coût variable (facturation au *token*) Idéal pour faibles charges, mais peut devenir très cher si le volume augmente	**Coût fixe + investissement initial** Coût marginal faible lorsque le volume augmente
Très optimisé et rapide	**Plus lent si l'infrastructure n'est pas optimisée**
Aucune infrastructure à gérer	**Nécessite des compétences techniques internes**
Modèle générique proposé pour tout le monde	***Fine-tuning* sur données métier** (permet une meilleure hybridation prédictive + générative et une meilleure maitrise de la sécurisation des données)

Synthèse du cas Actionable

Le développement d'Actionable illustre plusieurs dynamiques structurantes du déploiement de l'IA :

- Le machine learning prédictif a encore un avenir solide pour générer de la valeur,
- L'intégration rapide d'IA générative via des solutions du marché permet d'accélérer la création de cas d'usage, tant pour les collaborateurs que pour les clients,
- Après l'émergence des cas à forte valeur, une réflexion sur l'industrialisation devient nécessaire, notamment autour du modèle économique : rester sur une externalisation via API,

ou internaliser les modèles génératifs,

- Cette réflexion est facilitée par l'observation des usages en conditions réelles, permettant d'estimer le volume de requêtes et donc le coût total de possession.

L'expérience d'Actionable constitue ainsi un laboratoire précieux pour comprendre ce que signifie passer de l'intention à l'action dans le déploiement de l'IA au sein des organisations.

> ↪ **Recommandation 34**
> Arbitrer explicitement entre construire en interne, au prix d'investissements plus lourds, et s'appuyer sur des partenaires externes, avec les risques de dépendance et de perte de souveraineté associés.

Chapitre 5

L'IA au prisme des communs

Données, Normes, Infrastructure et Compétences

Les développements consacrés à l'emploi, à la productivité et aux conditions d'intégration ont mis en évidence un point central : la création de valeur substantielle par l'usage de l'IA suppose une transformation organisationnelle exigeante, où la donnée, la gouvernance, la conduite du changement et les compétences intermédiaires jouent un rôle déterminant. À ce stade, l'enjeu principal devient celui du passage à l'échelle : comment des transformations possibles dans certaines organisations pionnières peuvent-elles devenir reproductibles dans la masse des entreprises, au-delà des cas d'usage isolés et des expérimentations ?

Cette question oblige à déplacer le regard. Là où la partie 3 s'est attachée à la manière dont les organisations peuvent se différencier et coopérer, l'analyse porte ici sur les conditions collectives qui rendent cette coopération soutenable et industrialisable. Le sujet n'est plus seulement l'adoption de l'IA dans l'entreprise, mais l'existence d'un écosystème de déploiement fondé sur des biens et des ressources partagés, des mécanismes de confiance, des architectures d'interopérabilité, des infrastructures et des compétences.

Dans l'esprit d'une économie de la connaissance et de la coopération, la diffusion de l'IA se joue ainsi moins comme une addition de stratégies individuelles que comme la capacité à produire des communs numériques, entendus ici au sens de ressources partagées entre partenaires d'une communauté d'intérêts et gouvernées collectivement (règles d'accès, devoirs, contrôle, sanctions, mécanismes de décision), inspirée des travaux sur la gouvernance des ressources communes (économie institutionnelle) et de leur transposition aux communs numériques et de données[88].

Quatre conditions structurent, dans cette perspective, la fin de l'ouvrage. La première relève d'une politique industrielle des communs : la capacité à organiser, aux échelles européenne et nationale, des mécanismes de coopération autour des données, des infrastructures et des chaînes de valeur, afin que l'IA ne soit pas réservée aux acteurs capables d'absorber seuls des coûts fixes élevés. La deuxième tient au cadre de confiance opérable : la capacité à traduire des exigences générales en standards, méthodes, preuves et référentiels partagés, de façon à réduire l'incertitude et les coûts de conformité, en particulier pour les PME et les ETI. La troisième renvoie à la matérialité du passage à l'échelle : infrastructures, énergie, investissement et soutenabilité, qui conditionnent désormais la réalité des calendriers et des coûts. La quatrième, enfin, porte sur le capital humain : compétences, formation et culture critique, sans lesquelles ni les infrastructures ni les cadres normatifs ne se transforment en performance durable.

[88]Sur la notion de « communs » comme ressources partagées gouvernées collectivement, voir Elinor Ostrom, *Governing the Commons: The Evolution of Institutions for Collective Action*, Cambridge University Press, 1990 ; pour les prolongements aux communs numériques, voir Yochai Benkler, *The Wealth of Networks*, Yale University Press, 2006.

5.1 Vers une stratégie européenne intégrée pour l'IA

Les travaux consacrés à l'intégration de l'IA en entreprise montrent que des trajectoires effectives de création de valeur existent déjà dans certaines organisations pionnières, à condition que l'IA soit articulée à des données maîtrisées et à des responsabilités clairement définies. Le projet MELLODDY (*Machine Learning Ledger Orchestration for Drug Discovery*) en constitue une illustration structurante : ce consortium, soutenu par l'Innovative Medicines Initiative (IMI) de l'Union européenne, a réuni une dizaine de grands groupes pharmaceutiques (dont Novartis, Roche, GSK, Sanofi ou AstraZeneca) afin d'entraîner des modèles d'apprentissage automatique sur leurs chimiothèques respectives via des techniques de *federated learning*[89], sans centralisation des données sensibles. Les partenaires ont ainsi pu améliorer la performance prédictive de leurs modèles tout en préservant la confidentialité de leurs bases propriétaires (voir notamment IHI/IMI, *MELLODDY project factsheet*, 2022). Cette expérience démontre que la valeur naît moins de la technologie elle-même que de l'architecture organisationnelle et juridique qui rend possible la mutualisation sécurisée des données.

Le passage à l'échelle appelle toutefois un changement de perspective. À l'échelle du tissu productif, le principal frein n'est ni l'absence de technologies ni un déficit d'intentions stratégiques, mais la difficulté à rendre reproductibles des transformations qui, dans les faits, reposent sur des ressources que l'entreprise isolée ne peut internaliser seule. L'enjeu devient alors systémique : accès à des données réellement exploitables, disponibilité d'infrastructures de calcul compétitives, gouvernance des dépendances technologiques, maîtrise des risques juridiques et opérationnels, et capacité à inscrire ces éléments dans une trajectoire industrielle et énergétique cohérente. À défaut d'un tel environnement capacitaire, l'IA risque moins d'être un multiplicateur de compétitivité qu'un facteur de vulnérabilité accrue

Dans ce cadre, l'idée d'une « stratégie européenne intégrée » demeure aujourd'hui un horizon programmatique. Elle se heurte encore à des règles de concurrence et à des contraintes encadrant les aides publiques, qui limitent les possibilités de soutien direct aux entreprises au niveau européen comme national. Cette situation freine l'émergence d'une véritable politique industrielle, alors même que les États-Unis et la Chine disposent de dispositifs structurés et dotés de moyens considérables.

L'intégration se mesure moins à la densité d'un corpus de textes ou d'initiatives qu'à la capacité d'éviter que trois logiques ne se neutralisent mutuellement : la vitesse de mise à l'échelle, qui requiert capital, infrastructures et accès au marché ; la soutenabilité, qui impose des contraintes énergétiques et territoriales et une planification compatible avec les calendriers d'infrastructure ; enfin, le cadre de confiance, qui impose des exigences de régulation, de gouvernance et de sécurité.

Pour l'entreprise européenne, ces tensions se traduisent en arbitrages très concrets : coûts de bascule, disponibilité de compétences, accès à des données utilisables et capacité à démontrer la maîtrise des risques dans des chaînes de valeur de plus en plus exposées.

La question de la donnée illustre bien cette complexité. L'IA dépend d'un accès massif à des données utilisables ; sans gouvernance adaptée, la puissance de calcul ne produit qu'un avantage limité. Toutefois, il serait inexact de considérer que cette difficulté serait propre à l'Europe. Partout dans le monde, les données sont hétérogènes, imparfaitement structurées, porteuses de sémantiques multiples et rarement normalisées. Les grands modèles américains n'ont d'ailleurs pas été entraînés principalement sur des bases industrielles structurées, mais sur des corpus publics massifs. Leur stratégie actuelle consiste davantage à intégrer leurs solutions au sein des entreprises afin de capter progressivement des flux de données structurées que celles-ci produisent.

L'enjeu européen ne réside donc pas uniquement dans l'ouverture ou la circulation des données, mais

[89] Apprentissage dans lequel plusieurs entités entraînent collaborativement un modèle d'IA

dans la capacité à en organiser la valorisation au bénéfice de son propre tissu industriel. Or, la fragmentation demeure réelle : multiplicité des producteurs, hétérogénéité des formats, articulation complexe des droits et responsabilités, coûts élevés de mise en qualité. Dans l'industrie, la donnée pertinente est distribuée entre fabricants, opérateurs, intégrateurs et clients, et se trouve enchâssée dans des contraintes de confidentialité et de responsabilité. Ainsi, selon une étude de Numeum, 80 % des données industrielles collectées dans l'Union européenne ne sont jamais exploitées, en partie parce que les cadres juridiques et opérationnels restent fragmentés et peu lisibles, ce qui freine le partage et l'usage des données, notamment par les PME européennes. (Numeum, Données industrielles : 80 % dorment encore – L'Europe peut-elle se réveiller à temps ? note d'analyse fondée sur des travaux de la Commission européenne et du JRC, 2023).

C'est précisément pour réduire ces frictions que l'Union européenne a progressivement déplacé son approche des données vers une logique d'outillage. La Data Union Strategy, publiée en novembre 2025, formalise cette inflexion en visant explicitement à renforcer l'innovation en IA en améliorant l'accès à des données de haute qualité mobilisables à travers secteurs industriels et domaines de recherche, avec un objectif de capacité au sens strict : augmenter la disponibilité de données utiles à l'IA et réduire la fragmentation.[90] Le cœur de la démarche consiste à répondre à un écueil récurrent des politiques numériques européennes, celui de multiplier les principes sans produire assez rapidement des dispositifs opératoires. À cet égard, la création annoncée de Data Union Labs, conçus comme infrastructures de préparation, de structuration et d'accès à des jeux de données de qualité, ainsi que l'accélération des Common European Data Spaces, visent à rendre le partage sectoriel plus gouverné, réutilisable et interopérable, en l'ancrant dans des écosystèmes industriels concrets.[91]

Pour l'entreprise, l'enjeu n'est pas la mise en commun indifférenciée de données, mais la possibilité de coopérer sans reconstruire à chaque fois l'ensemble des conditions juridiques, contractuelles et techniques de la réutilisation : référentiels de qualité, règles d'accès, responsabilités en cas d'incident, modalités de portabilité et de réversibilité.

Cette dimension « donnée » renvoie directement à une seconde contrainte, plus structurante encore, qui est la maîtrise des environnements techniques et économiques dans lesquels les données circulent. Une part significative des infrastructures de stockage, des plateformes et des services cloud demeure extra-européenne, créant une dépendance de fait : dépendance contractuelle (conditions d'usage et de réversibilité), dépendance économique (coûts et verrouillages), dépendance opérationnelle (localisation, support, incidents), dépendance stratégique (données sensibles, secteurs critiques).

Dans cette configuration, la souveraineté ne se joue pas seulement dans l'existence de données sur le territoire, mais dans la capacité à décider des conditions d'accès et de transfert.

Le troisième noyau dur relève des capacités de calcul et des infrastructures numériques, dont la croissance devient exponentielle, transformant les centres de données en infrastructure stratégique comparable, par ses externalités et ses contraintes, aux réseaux d'énergie ou de transport. Le point décisif tient au fait que l'accélération des capacités numériques ne produit un effet économique que si elle s'inscrit dans une planification crédible des raccordements, des capacités réseau et des flexibilités ; à défaut, l'écart entre calendriers politiques et calendriers d'infrastructure neutralise une partie des investissements.

Face à ce diagnostic, la réponse européenne s'esquisse par un faisceau d'initiatives qui signale une inflexion : l'accès effectif aux capacités devient un objet de politique économique, et non un simple arrière-plan technique. L'initiative InvestAI vise ainsi à mobiliser des investissements de très grande échelle, y compris par un instrument dédié au financement d'« AI gigafactories » destinées à soutenir

[90]European Data Union Strategy - Commission européenne (19 nov. 2025)

[91]Commission européenne, Staff Working Document accompanying the Data Union Strategy, 2025

des capacités de calcul de grande ampleur.[92] L'AI Continent Action Plan prolonge cette logique en articulant capacités, diffusion de l'innovation et adoption dans le tissu économique, en mettant en avant l'objectif d'accélérer des infrastructures durables et d'augmenter fortement la capacité européenne de centres de données à horizon de quelques années.[93] En parallèle, la Commission a engagé une réflexion spécifique sur un Cloud & AI Development Act, destiné à préparer une politique cloud à l'échelle de l'Union, en particulier pour les administrations et la commande publique, en renforçant interopérabilité et portabilité, en consolidant des exigences communes de sécurité et de résilience, et en garantissant des modalités d'accès effectives à des capacités cloud et de calcul pour les acteurs dépourvus de taille critique ou d'intégration verticale.[94]

À ce stade, la comparaison internationale met en évidence des modalités de traitement des coûts de coordination. Aux États-Unis, l'intégration verticale des grandes plateformes internalise une large part des coûts de coordination (données, *compute*, infrastructures, services), facilitant un passage à l'échelle rapide et massif, mais concentrant la valeur et renforçant les dépendances des utilisateurs. [95] En Chine, la coordination étroite entre acteurs publics et industriels permet le déploiement de capacités massives dans un cadre de planification non transposable.

L'Union européenne ne dispose ni de cette intégration verticale, ni de cette centralisation ; sa trajectoire dépend donc d'un troisième chemin : structurer des ressources partagées et des cadres communs capables de réduire les coûts de coordination sans supprimer la diversité des acteurs ni l'ouverture du marché intérieur.

Le cas français prend, dans cet ensemble, une place spécifique. Il ne constitue pas un modèle capacitaire comparable aux États-Unis ou à la Chine, mais un niveau d'exécution et de diffusion, où se joue une part importante de la transformation des capacités publiques en adoption effective. La trajectoire nationale engagée en 2018 avec le rapport Villani a consolidé l'amont (recherche, formation, structuration de pôles) ; la question est désormais celle de l'industrialisation de l'adoption au-delà d'un noyau de pionniers. La Cour des comptes documente cette structuration en phases et la tension classique qui en découle : des investissements ont renforcé la capacité scientifique et certaines infrastructures, mais les gains macroéconomiques dépendent désormais de la diffusion dans les entreprises et les administrations.[96] Plusieurs instruments visent explicitement ce passage à l'échelle. Bpifrance a notamment annoncé en 2025 un déploiement de 10 Md€ pour développer l'écosystème et faciliter l'adoption de l'IA, en mentionnant le programme AI Booster France 2030, combinant formations et missions de conseil pour accompagner l'exploitation des données et l'intégration de solutions d'IA.

A la lumière de cet exemple national tant pour les administrations que les entreprises européennes, d'avancer vers une logique de coopération adaptée aux IA génératives. La coopération autour des logiciels, des modèles et des données requiert des cadres plus organisés et réciproques permettant de concilier contribution, règles d'accès à la valeur et construction de ressources mutualisées (communs de données, *data sp*aces, ou opérateurs tiers).[97] Cette proposition rejoint un enjeu très opérationnel, la donnée utile à l'IA est souvent privée, sensible, conditionnelle ; elle n'entre pas spontanément dans les régimes d'ouverture. Les cadres de partage doivent donc être conçus pour rendre possible une coopération à la fois gouvernée et incitative, en particulier dans des secteurs où la valeur dépend

[92]Commission européenne, InvestAI Initiative, annonces de 2025

[93]Commission européenne, AI Continent Action Plan, documents de travail et communications associées (2025)

[94]Commission européenne, documents préparatoires relatifs au Cloud & AI Development Act (consultations et travaux exploratoires, 2025)

[95]Maison Blanche, « America's AI Action Plan », juillet 2025

[96]Cour des comptes, rapport « La stratégie nationale pour l'intelligence artificielle », novembre 2025

[97]Cap Digital, L'IA des Lumières - Pour une intelligence artificielle responsable, inclusive et durable

d'écosystèmes et de chaînes de valeur plus que d'actifs isolés.

Ce diagnostic capacitaire (fragmentation des données, dispersion des responsabilités, dépendances technologiques et coûts élevés de coordination) appelle un instrument capable d'aligner des acteurs hétérogènes sans recourir ni à l'intégration verticale ni à la planification centralisée. À défaut de pouvoir concentrer les ressources comme les grandes plateformes américaines ou de piloter les filières de manière étatique, l'Union européenne doit réduire les frictions par des mécanismes de coordination partagés. C'est précisément dans cet espace que la normalisation prend tout son sens, non comme un simple prolongement du droit, mais comme une infrastructure économique de confiance, permettant de stabiliser des définitions, des formats, des méthodes de preuve et des règles d'interopérabilité indispensables à la mise à l'échelle.

5.2 La normalisation comme levier d'influence

Les parties précédentes ont montré que la diffusion de l'intelligence artificielle se heurte à des obstacles qui ne relèvent pas uniquement de la technologie. Elle dépend de conditions d'intégration dans l'organisation, de compétences intermédiaires, de données gouvernées et d'une capacité à produire des preuves robustes de maîtrise des risques. C'est précisément dans cet espace intermédiaire, entre l'intention du législateur, les contraintes d'exécution et les exigences d'industrialisation, que la normalisation volontaire joue un rôle décisif. Elle consiste à élaborer, par consensus entre acteurs concernés, des règles et des méthodes communes destinées à un usage partagé, afin de structurer les pratiques d'un marché.[98] De ce fait, elle fournit un outillage commun qui permet d'aligner les acteurs d'un même marché sur des définitions, des méthodes, des formats de preuve et des critères d'évaluation, en transformant des exigences générales en référentiels opérables et auditables.

Le cadre européen mobilise depuis longtemps cette logique au travers du *New Legislative Framework.* Le droit de l'Union fixe des exigences essentielles, puis des normes élaborées par les organismes européens de normalisation (CEN, CENELEC, ETSI), sur mandat de la Commission, offrent un mode de preuve standardisé. Lorsque les références de ces normes (dites normes harmonisées) sont publiées au Journal officiel de l'Union européenne, leur application ouvre une présomption de conformité pour les exigences couvertes, en apportant une stabilité juridique tout en conservant une flexibilité technique face à l'évolution des solutions. La normalisation volontaire constitue ainsi une infrastructure concrète du marché intérieur, et conditionne la capacité à faire circuler des produits et des services en réduisant l'incertitude et en rendant comparables les niveaux d'exigence.

La normalisation est bien, de fait, la création d'un bien commun entre les acteurs d'un secteur d'activité économique pour produire dès règles opératoires et tisser un espace de confiance. Dans le cadre européen, elle vient s'ajouter aux dimensions réglementaires et aux cadres juridiques définies par les puissances publiques prenant en compte les intérêts de toutes les parties intéressées, pour constituer un ensemble de protection, de dynamique de développement et de faisabilité opérationnelle. L'efficacité de cet ensemble repose toutefois sur une articulation fine des temporalités : celle de la prévention des risques et de la sécurisation juridique, celle de

[98]Définition de la normalisation selon l'*ISO/IEC Guide 2:2004 – Normalisation et activités connexes – Vocabulaire général* : « activité propre à établir, face à des problèmes réels ou potentiels, des dispositions destinées à un usage commun et répété, visant à l'obtention du degré optimal d'ordre dans un contexte donné »

l'expérimentation et de l'innovation technologique, celle du passage à l'échelle industrielle, et enfin celle du retour d'expérience permettant l'ajustement continu des référentiels. Lorsque cet équilibre est rompu, le système peut se fragiliser. Une approche excessivement descendante, visant à accélérer la conquête de nouveaux champs d'intervention publique sans laisser le temps à l'appropriation par les acteurs, peut freiner l'adoption et rigidifier les solutions. À l'inverse, une régulation trop permissive ou captée par des intérêts particuliers peut conduire à une fragmentation des pratiques et à une perte de confiance.

L'*AI Act* s'inscrit en première intention dans cette architecture, en la projetant sur un objet plus fluide que les produits industriels classiques : des systèmes évolutifs, mis à jour, recomposés, parfois intégrés dans des chaînes de valeur où les rôles et responsabilités se distribuent entre plusieurs acteurs (fournisseurs, intégrateurs, déployeurs, utilisateurs). Nous l'avons vu précédemment (voir 1.5) la Commission a formalisé, la politique de normalisation associée au règlement, en demandant au CEN et CENELEC de développer des normes techniques dans dix domaines : gestion des risques, gouvernance et qualité des jeux de données, tenue des enregistrements, transparence, supervision humaine, précision, robustesse, cybersécurité, management de la qualité et évaluation de la conformité. L'enjeu est immédiat pour l'entreprise, car ces normes traduisent des obligations générales en exigences testables, en structures de documentation, en méthodes d'audit et en repères partagés pour l'ingénierie des systèmes.

Ce point permet de comprendre pourquoi la normalisation constitue un levier solide et directement opérationnel. D'abord parce qu'elle stabilise le mode de preuve. Dans les régimes de conformité, la difficulté ne réside pas seulement dans l'existence d'obligations, mais dans la capacité à démontrer, de manière crédible et efficace, leur respect. Une norme harmonisée fournit une trajectoire praticable, en indiquant ce qu'il convient de documenter, ce qui doit être traçable, quelles métriques peuvent être mobilisées, et selon quels principes un audit peut être conduit. Cet effet est particulièrement important pour les acteurs de taille intermédiaire : la normalisation ne supprime pas l'effort de conformité, mais elle évite que chaque entreprise soit contrainte de réinventer seule, projet par projet, son propre dispositif de preuve.

Ensuite, la normalisation réduit les coûts de transaction dans les chaînes de valeur. Une entreprise qui fournit un composant IA à un intégrateur, ou un service IA à un client industriel, se heurte souvent à une hétérogénéité de questionnaires, d'exigences et de formats de preuve (documentation technique, tests, gestion des données, gestion des incidents, modalités de supervision). La normalisation fournit un langage commun qui fluidifie les échanges contractuels et permet la réutilisation des preuves d'un contexte à l'autre, en réduisant les coûts de négociation et les marges d'interprétation.

À l'échelle macroéconomique, ce mécanisme constitue un facteur de diffusion : l'industrialisation des preuves limite l'éviction des PME/ETI par les coûts fixes de documentation, d'audit et de maintien en conformité.

Dans ce contexte, l'engagement des entreprises dans la normalisation prend une portée économique directe. Il s'agit d'intervenir sur la manière dont seront définis, dans les normes, des éléments qui structurent concrètement les coûts et les risques : périmètre des exigences de gestion des risques, niveau d'attente en matière de qualité des données, modalités de tests de robustesse, formats de traçabilité, articulation entre management de la qualité et exigences IA, dispositifs de surveillance post-déploiement. Dans un cadre où les normes techniques deviennent progressivement le langage de la conformité, leur contenu influe mécaniquement sur les architectures techniques, la charge documentaire, la conception des processus de contrôle et, in fine, sur les coûts de passage à l'échelle.

La normalisation procure, en outre, un avantage compétitif souvent décisif. Une entreprise engagée

dans les travaux accède plus tôt aux orientations techniques, comprend la trajectoire des exigences et peut aligner sa feuille de route produit, ses dispositifs de gouvernance et ses investissements d'outillage.

Cette promesse de la normalisation venant s'associer à la réglementation ne devient pleinement crédible qu'à la condition de prendre en compte trois tensions structurantes dans le cadre de sa mise en œuvre européenne.

La première, comme évoqué plus haut, tient au facteur temps. La présomption de conformité ne joue qu'à partir de la publication effective des références des normes harmonisées au Journal officiel, or, dans le cadre de l'AI Act, la trajectoire de production de ces normes a connu un décalage explicite. La demande de normalisation était assortie d'un horizon initial fixé au 31 août 2025, que le système européen n'a pas été et ne pouvait pas être concrètement en mesure de tenir. Cette impossibilité tient en grande partie à des délais de mise en œuvre particulièrement contraints, résultant d'un calendrier imposé par la Commission qui s'est avéré objectivement irréaliste au regard des processus de normalisation existants.

Dans l'IA, où la conformité se matérialise moins par des caractéristiques figées de produit que par des processus, des preuves, des dispositifs organisationnels et des boucles de surveillance, ce décalage crée une zone intermédiaire coûteuse : obligations applicables, mais référentiel de preuve encore incomplet, ce qui entretient l'hétérogénéité des exigences et renchérit la mise en conformité.[99]

La deuxième tension concerne l'équilibre de la participation aux travaux de normalisation, qui constitue précisément l'un des ressorts de légitimité du modèle européen. La normalisation volontaire est ouverte et fondée sur le consensus ; elle ne produit ses effets de confiance et de comparabilité que si la diversité des intérêts est effectivement représentée. Dans le contexte de l'AI Act, l'enjeu n'est pas seulement d'inclure les PME pour des raisons d'équité, mais de sécuriser la robustesse même des référentiels : la mobilisation des acteurs européens, y compris des PME/ETI via leurs relais, réduit le risque que les normes se structurent autour de compromis minimaux portés par des acteurs disposant d'une capacité d'influence supérieure (en particulier les géants du numérique américains).

La troisième tension relève de l'articulation de gouvernance entre normalisation et instruments plus directement pilotés par la Commission. L'AI Act prévoit explicitement la possibilité d'adopter des « spécifications communes » (*common specification*) par actes d'exécution lorsque les normes harmonisées ne sont pas disponibles, ne sont pas livrées dans les délais, ou sont jugées insuffisantes, ces spécifications pouvant elles-mêmes servir de base à une présomption de conformité dans leur périmètre.[100] Le mécanisme sécurise la capacité d'exécution à court terme, mais il introduit une variabilité potentielle du référentiel de preuve, moins indexée sur un consensus technique élargi que sur une logique d'implémentation administrative. La décision récente du CEN et du CENELEC d'adopter des mesures exceptionnelles pour accélérer la livraison des standards AI Act illustre concrètement la pression exercée sur le dispositif et la tension entre exigence de calendrier, qualité du consensus et stabilité des référentiels. Un cadre solide ne se construit pas dans la précipitation.

Ces tensions ne remettent pas en cause le rôle central de la normalisation dans la mise en œuvre de l'AI Act; elles en précisent les conditions de crédibilité et de soutenabilité. Elles renforcent la valeur de

[99]Voir le suivi du programme de normalisation de l'AI Act (Standardisation Request C(2023)3215)

[100]Voir Article 41 du AI Act (common specifications) - Commission européenne, AI Act Service Desk : Article 41 : Common specifications.

normes conçues comme des infrastructures de preuve réutilisables, limitant les coûts fixes de conformité, et confirment la nécessité d'une mobilisation européenne organisée afin que la contrainte de calendrier ne se traduise ni par une dilution des exigences, ni par une fragmentation des pratiques.

Enfin, la capacité de la normalisation à accompagner la diffusion de l'intelligence artificielle dépend désormais de sa propre transformation. Les cycles d'évolution rapides des systèmes, la dépendance à des environnements logiciels structurants et l'intégration croissante de l'IA dans des infrastructures critiques rendent insuffisante une approche fondée sur des référentiels statiques, difficilement exploitables dans les processus opérationnels. La question n'est plus seulement de produire des normes pertinentes, mais de les inscrire dans le rythme réel de l'innovation technologique et des chaînes d'industrialisation.

Dans ce contexte, plusieurs initiatives portées au niveau international, notamment au sein de l'ISO et de l'IEC (organismes internationaux de normalisation), mais également relayées par les organismes européens de normalisation et par certains acteurs nationaux comme AFNOR, visent à développer des « smart standards ». Ces travaux consistent à structurer les exigences normatives sous des formats lisibles par machine afin de permettre leur intégration directe dans les outils de conception, de validation, de gestion des risques ou d'audit. La norme cesse ainsi d'être une contrainte documentaire mobilisée a posteriori ; elle tend à devenir une composante active des architectures numériques et des processus décisionnels.

Cette évolution ouvre la voie à des formes de conformité plus continues et plus traçables, susceptibles de réduire les coûts de mise en œuvre et d'accélérer l'appropriation des exigences réglementaires. Elle suppose toutefois une transformation profonde des méthodes d'élaboration, de maintenance et de gouvernance des normes techniques, ainsi qu'une coordination renforcée entre niveaux international, européen et national.[101]

Cette évolution suppose également une meilleure articulation entre les travaux normatifs et les réalités d'usage. La qualité des normes dépend de leur capacité à refléter les contraintes concrètes d'implémentation, les retours d'expérience et les points de friction rencontrés par les acteurs économiques. Rendre plus visibles les processus en cours, clarifier les points stabilisés et les sujets encore débattus, et permettre des contributions informées tout au long du cycle d'élaboration renforcerait la robustesse et la confiance portée aux référentiels produits.

Dans la logique de cette partie, cette transformation participe également à la constitution de communs numériques de référence : des cadres partagés de règles, de méthodes et de formats de preuve, gouvernés collectivement mais mobilisables par l'ensemble des acteurs économiques. Dans un contexte où les architectures logicielles et les normes techniques tendent à être structurées par quelques plateformes dominantes, la capacité européenne à produire et maintenir de tels référentiels constitue un enjeu direct de compétitivité et d'autonomie stratégique. La numérisation des normes prolonge ainsi les efforts engagés sur les données, les capacités de calcul et les infrastructures, en contribuant à réduire les coûts de coordination et les risques de dépendance technologique dans le déploiement de l'IA.

[101]AFNOR Normalisation, « SMART Standards : la digitalisation des normes »

5.3 Infrastructures, territoires, énergie : conditions de possibilité du modèle européen

À la suite de la mise en évidence du rôle structurant de la normalisation, un second socle apparaît, plus matériel encore mais tout aussi déterminant pour l'entreprise, à savoir la capacité à disposer d'infrastructures de calcul, de communication et de stockage de données soutenables, raccordées, acceptées localement et pilotables dans la durée. Là où l'analyse de l'état des lieux (1.4) a permis de caractériser les dépendances industrielles et les dynamiques d'investissement, l'enjeu est ici de montrer concrètement ce que produisent ces dépendances : elles déplacent la compétition de l'innovation vers la maîtrise de facteurs contraignants (énergie, eau, foncier, délais de raccordement) et font de la soutenabilité des infrastructures un enjeu stratégique, économique et territorial.

L'IA, en particulier dans ses usages intensifs (entraînement de modèles, inférence à grande échelle, services génératifs à forte volumétrie), est d'abord une économie de flux : flux d'électricité, flux thermiques, flux de données, flux logistiques. Les ordres de grandeur ne relèvent plus de la simple externalité mais deviennent un déterminant de localisation et de coût. C'est aussi une économie de flux de composants à obsolescence rapide en termes de performances dont la fabrication posent des questions de même nature sur l'énergie, l'eau, les matières premières.

À l'échelle internationale, l'Agence internationale de l'énergie souligne que la demande électrique liée aux data centers et à l'IA entre dans une phase d'accélération, avec un risque de goulots d'étranglement sur les réseaux et les capacités de production si la planification n'anticipe pas la trajectoire.[102] Dans le cas français, l'ADEME, dans une publication de janvier 2026 consacrée aux trajectoires possibles des data centers, met en évidence une incertitude convergente : selon les hypothèses technologiques et d'usage, la consommation électrique des centres de données pourrait évoluer dans un rapport très large à horizon long, rendant décisifs les arbitrages de sobriété, d'efficacité et de gouvernance des usages.[103]L'enjeu n'est donc pas seulement environnemental, il est aussi industriel, car la volatilité de la contrainte énergétique se traduit mécaniquement en volatilité du coût complet du calcul et en asymétrie d'accès entre acteurs.

L'enjeu dépasse ainsi la seule dimension environnementale pour s'inscrire pleinement dans une problématique industrielle. La contrainte énergétique, par sa variabilité, se transmet directement au coût complet du calcul, dont elle accentue la volatilité, contribuant de ce fait à créer ou à renforcer des asymétries d'accès aux capacités de traitement entre acteurs économiques.

Cette difficulté est d'autant plus marquée que le développement de l'intelligence artificielle demeure encore à un stade relativement précoce. Les usages se diffusent à un rythme soutenu, souvent difficile à anticiper, tandis que les avancées techniques, en particulier les gains d'efficacité liés à l'inférence, peuvent, à l'inverse, atténuer significativement l'intensité énergétique des systèmes. Dans ce contexte, le dimensionnement des besoins en puissance de calcul reste un exercice fondamentalement incertain. Il dépend étroitement des choix d'architecture (centralisation dans de grands centres de données ou diffusion du traitement jusqu'aux terminaux), des trajectoires d'innovation matérielle et

[102]International Energy Agency (IEA), "Energy and AI", IEA Report, 2025 - Projected electricity demand growth of global data centers driven by AI.
[103]ADEME, « Centres de données numériques : perspectives d'évolution de leurs consommations », janvier 2026

logicielle, ainsi que des modèles économiques qui structureront la diffusion des services d'intelligence artificielle.

Le cas britannique illustre, de manière particulièrement lisible, ce basculement. À Londres, l'autorité métropolitaine a documenté la saturation progressive de certaines zones en capacité électrique disponible, avec des effets concrets sur l'urbanisme, la capacité à accueillir de nouveaux projets et, au-delà, la compétition entre besoins (logement, activités économiques, infrastructures critiques).[104] Les analyses publiées au niveau des gestionnaires de réseau au Royaume-Uni soulignent que la demande associée aux data centers et à l'IA devient un paramètre significatif des scénarios de charge, imposant des investissements et des choix de priorisation. Là encore, l'implication pour l'entreprise est immédiate : la stratégie de déploiement ne relève plus seulement de l'immobilier et de l'IT, mais de la capacité à s'inscrire dans une doctrine territoriale de soutenabilité.

La France, de son côté, offre un cas intéressant. Fin 2025, la Direction générale des Entreprises et Business France ont publié un guide d'implantation destiné à structurer l'instruction des projets d'intelligence artificielle et à en expliciter les paramètres critiques (foncier, raccordement, risques, acceptabilité), en parallèle d'un travail d'identification de plusieurs dizaines de sites jugés propices, précisément pour réduire les frictions de raccordement et d'aménagement.[105] La communication associée souligne explicitement un point stratégique : la concentration francilienne atteint un seuil où la saturation du réseau de transport impose de rééquilibrer territorialement la croissance des capacités, ce qui revient à traiter la puissance électrique comme un facteur de politique industrielle, et non comme une commodité.

Ce mouvement de matérialisation se traduit également par une transformation réglementaire : l'Union européenne commence à traiter la performance énergétique et la soutenabilité des data centers non plus comme un sujet de bonnes pratiques, mais comme un objet de transparence et, potentiellement, de pilotage.

La refonte de la directive sur l'efficacité énergétique (EED) introduit, via son article 12, une obligation de publication d'informations sur la performance énergétique et la soutenabilité des centres de données, alimentant une base de données européenne. La Commission a ensuite adopté un règlement délégué (2024/1364) organisant une première phase d'un schéma commun de notation de la soutenabilité des data centers, en précisant les informations et indicateurs à communiquer, notamment pour les installations au-delà d'un seuil de puissance IT. [106]

Sans entrer ici dans l'opérationnel, l'effet stratégique est assez clair, un langage commun de performance va progressivement s'imposer, rendant comparables des infrastructures jusqu'ici peu transparentes.

Pour l'entreprise, cette comparabilité change la nature des arbitrages. La soutenabilité devient un paramètre de sélection (par les donneurs d'ordre, les financeurs, et potentiellement les autorités publiques dans l'allocation des capacités et des autorisations).

En parallèle, des instruments plus souples continuent de structurer le marché. L'UE promeut ainsi un Code of Conduct pour l'efficacité énergétique des data centers, adossé à des lignes directrices et une

[104]Data center grid connection reforms and lead times in the UK, Data Centre Dynamics (DCD), décembre 2025

[105]Direction générale des Entreprises (DGE) et Business France, "Guide pour accompagner l'implantation de centres de données en France", publié le 28 novembre 2025

[106]Directive (UE) 2023/1791 (recast), article 12 et création d'une base européenne sur les data centers.

liste de bonnes pratiques mise à jour, qui sert de référence technique largement reconnue dans l'écosystème européen.[107] Cette articulation entre obligations de reporting (cadre EED) et référentiels de bonnes pratiques (JRC) est structurante puisqu'elle reproduit, sur l'infrastructure, une logique déjà observée pour la conformité IA elle-même (exigences, puis outillage commun). Cette convergence prépare un terrain où l'industrialisation de l'IA dépendra de la capacité à documenter, mesurer et optimiser l'impact du calcul, de la donnée et des architectures.

La question environnementale, dans ce contexte, ne peut pas être réduite à une « contrainte ESG » abstraite, elle est un facteur de conflictualité locale et de risque projet. L'eau, en particulier, devient un sujet de plus en plus saillant, car certaines techniques de refroidissement et certains choix d'implantation accroissent la pression sur des territoires exposés. Les controverses autour des projets de data centers en Aragón, en Espagne, montrent comment la disponibilité d'électricité renouvelable peut attirer des capacités massives, tout en déclenchant des débats sur la consommation d'eau et la soutenabilité territoriale, avec un coût réputationnel et politique non négligeable.[108] À l'inverse, la manière dont certains acteurs structurent des engagements publics (transparence, participation aux coûts de réseau, politiques de réduction et de compensation hydrique) indique une évolution du « permis social d'opérer ». L'initiative annoncée par Microsoft en janvier 2026, visant à réduire l'impact de ses data centers sur les coûts d'électricité locaux et à publier des données plus précises de consommation et de restitution d'eau, illustre cette pression croissante des communautés et des pouvoirs publics.[109]

Dans ce paysage, l'intégration des data centers dans des logiques d'écologie industrielle apparaît comme un levier concret de soutenabilité et d'acceptabilité.

Ce cadre conduit enfin à réinterpréter la notion de « frugalité » comme un axe de stratégie industrielle, et non comme un simple registre normatif. Il existe ici un point de convergence entre soutenabilité et compétitivité : réduire l'intensité énergétique d'un système d'IA, optimiser ses besoins de données, limiter la taille des modèles lorsque ce n'est pas nécessaire, ou concevoir des chaînes d'inférence adaptées aux contraintes métiers, revient souvent à réduire le coût marginal de passage à l'échelle. C'est précisément ce que formalise l'AFNOR Spec 2314 sur l'IA frugale, élaborée à l'initiative des pouvoirs publics, qui vise à outiller les organisations pour mesurer et réduire l'impact environnemental des projets d'IA et communiquer sur des allégations vérifiables.[110] Cette dimension de mesure et d'outillage souligne la nécessité de considérer la sobriété numérique comme une approche d'ingénierie et de pilotage.

L'IA frugale peut ainsi devenir un facteur de différenciation, au sens fort. Non seulement parce qu'elle répond à une demande croissante de soutenabilité, mais parce qu'elle permet d'aligner contraintes d'infrastructure et stratégie produit. Dans un environnement où la puissance électrique et la disponibilité d'infrastructures deviennent des facteurs rares, l'entreprise capable de démontrer qu'elle délivre un service robuste avec une intensité de calcul maîtrisée, réduit son exposition aux tensions de raccordement, à la hausse des coûts énergétiques et aux aléas d'acceptabilité.

[107] JRC, EU Code of Conduct on Data Centre Energy Efficiency – 2024 Best Practice Guidelines

[108] voir El País, « Amazon pide un 48 % más de agua para sus centros de datos de Aragón », 22 mars 2025

[109] Microsoft, « Building Community-First AI Infrastructure » (13 janvier 2026)

[110] AFNOR, AFNOR Spec 2314 - Intelligence artificielle frugale : principes, exigences et lignes directrices, spécification expérimentale, AFNOR, 2023

Cette logique prépare la transition naturelle vers le dernier pilier de cette partie : les compétences, la formation et la culture critique (5.4), car la frugalité, la mesure, et la gouvernance d'infrastructure supposent des profils intermédiaires capables de traduire une contrainte matérielle en choix techniques et organisationnels soutenables.

5.4 Compétences, formation, culture critique : l'autre pilier stratégique

À mesure que l'intelligence artificielle quitte le statut d'objet technologique pour devenir une capacité d'organisation, la question des compétences cesse d'être un enjeu d'accompagnement pour devenir un déterminant de compétitivité et de souveraineté. La diffusion de l'IA ne se joue pas uniquement dans l'accès au calcul, aux données ou au financement, mais dans la faculté, pour les entreprises comme pour l'administration, d'installer durablement des usages maîtrisés, explicables et réversibles. À cet égard, la montée en compétences sur l'IA doit être pensée comme une architecture complète, articulant éducation initiale, formation tout au long de la vie, attractivité des talents, et consolidation d'une culture critique capable d'armer les organisations face aux limites, aux biais et aux risques des systèmes déployés.

Dans cette perspective, l'enjeu de formation peut être abordé par trois niveaux complémentaires.

Le premier niveau relève de l'éducation et de la formation initiale. Il s'agit d'abord d'une question de socle : la capacité de l'école, du lycée, de l'enseignement supérieur et des filières professionnelles à produire des compétences numériques et statistiques robustes, sans lesquelles l'IA devient une technologie « opaque », consommée sans compréhension.

En France, ce sujet est désormais traité comme un enjeu éducatif de masse, et non plus comme une spécialisation réservée à quelques filières d'excellence. La publication, en juin 2025, du cadre d'usage de l'IA en éducation marque un tournant, en soulignant que l'École doit donner aux élèves des clés de compréhension des opportunités et des limites de l'IA, et développer un esprit critique à son égard ; elle précise également que l'appropriation doit s'accompagner de règles d'usage, afin que l'innovation pédagogique ne se traduise ni par un affaiblissement de l'intégrité académique, ni par une exposition non maîtrisée à des risques (données, biais, dépendance, manipulation).[111] Dans le même mouvement, la généralisation d'une formation dédiée à l'IA pour les élèves de quatrième et de seconde, adossée à un parcours Pix, traduit une ambition d'acculturation à grande échelle.[112]

Ce premier niveau est aussi celui de la compétition internationale pour les talents. Les trajectoires américaine et chinoise, quelles que soient leurs différences, convergent sur un point : le capital humain est un actif stratégique dans la course à l'IA, et la captation des compétences se fait à la fois par l'excellence académique, l'attractivité économique et la capacité à proposer des environnements d'innovation. Pour la France, l'enjeu est double : renforcer l'offre domestique (formation et recherche), tout en sécurisant une capacité d'attraction pour les ingénieurs et chercheurs en IA.Les dispositifs d'attractivité (comme les voies de facilitation pour les talents internationaux) s'inscrivent dans cette logique, mais ne peuvent produire d'effets qu'à condition d'être articulés à des écosystèmes de recherche et d'entreprises capables d'offrir des trajectoires professionnelles crédibles.

[111]Ministère de l'Éducation nationale (France), *Cadre d'usage de l'IA en éducation*

[112]Ministère de l'Éducation nationale (France), *Bulletin officiel n°27 du 3 juillet 2025*

Le deuxième niveau relève de la formation continue et de l'acculturation organisationnelle. Nous l'avons vu, l'IA transforme des métiers existants. Les analyses sur l'exposition des tâches à l'IA générative montrent précisément que l'impact se situe souvent dans les activités de bureau, de support, d'analyse, de rédaction et de traitement d'information, ce qui implique des besoins massifs de requalification des compétences, y compris hors des directions informatiques. Dès lors, une politique de compétences crédible doit viser les populations professionnelles qui utilisent l'IA le plus directement : juristes, acheteurs, RH, contrôleurs de gestion, personnels de relation usagers, chargés de conformité, managers opérationnels, mais aussi métiers industriels confrontés à l'IA embarquée, Cela vaut pour l'entreprise, mais aussi pour l'administration, où l'IA tend à devenir un levier de modernisation (gestion de dossiers, relation usagers, détection d'anomalies) tout en augmentant la sensibilité des risques (droits, équité, explicabilité, sécurité).

Sur ce terrain, l'Union européenne mobilise des instruments programmatiques et financiers visant explicitement les « *advanced digital skills*[113] ». Le programme Digital Europe, dans sa programmation récente, inclut un axe dédié à la diffusion de compétences avancées, avec une attention particulière portée à l'IA, à la cybersécurité et au cloud, et la mise en place d'initiatives structurantes telles qu'une *AI Skills Academy*.[114]

La France déploie, dans une logique partiellement convergente, un ensemble d'instruments orientés vers la diffusion des usages dans le tissu productif, tout en cherchant à renforcer la base de formation et de recherche. La stratégie nationale pour l'IA, structurée en phases depuis 2018, a mis l'accent sur le renforcement de la recherche, de la formation et du transfert ; elle s'appuie notamment sur des instituts interdisciplinaires (3IA) conçus pour associer recherche, formation et liens industriels, et sur des financements visant l'écosystème.[115] Plus récemment, des dispositifs explicitement orientés vers l'adoption en entreprise ont été renforcés, avec une logique d'industrialisation de la diffusion : le plan « Osez l'IA » affiche ainsi une ambition de formation massive et la volonté de structurer une offre d'accompagnement (diagnostics, sensibilisation, montée en compétences), y compris via une « Académie de l'IA ».[116]

Le troisième niveau relève de la culture critique et de la responsabilité. Ce registre dépasse la compétence technique, et correspond à la capacité d'une organisation à conserver la maîtrise intellectuelle de ses décisions lorsqu'elle s'appuie sur des systèmes probabilistes, parfois non transparents, capables de produire des sorties erronées. En pratique, cette culture critique se matérialise dans des réflexes organisationnels : questionner la qualité des données ; distinguer corrélation et causalité ; comprendre les effets de seuil et les angles morts ; documenter les conditions de validité d'un modèle ; identifier les situations où l'automatisation dégrade la décision au lieu de l'améliorer ; maintenir des compétences humaines permettant de détecter les dérives. Dans le secteur public, ce point est central parce qu'il engage directement l'accès aux droits et la confiance institutionnelle.

Cette culture critique est aussi un enjeu pédagogique. L'UNESCO a publié des recommandations sur l'IA générative en éducation, mettant l'accent sur la nécessité d'une politique de capacité humaine pour éviter que l'outil ne soit adopté sans compréhension des enjeux d'intégrité académique, de biais, de dépendance ou de gouvernance des données.[117]

[113] Compétences numériques avancées

[114] Commission européenne, *Digital Europe Programme – Work Programme 2025–2027*

[115] Inria, *Instituts interdisciplinaires d'intelligence artificielle (3IA)*

[116] Gouvernement français, *Plan « Osez l'IA »*

[117] UNESCO, *AI competency framework for teachers*

En définitive, les compétences, la formation et la culture critique constituent l'autre pilier stratégique parce qu'elles conditionnent la possibilité d'une trajectoire européenne et nationale distincte, où l'IA est intégrée dans l'organisation du travail sans dissoudre la responsabilité, où la performance ne se paie pas d'une perte de maîtrise, et où la technologie reste articulée à une conception exigeante de l'autonomie humaine.

À ce titre, la question des compétences ne prépare pas seulement la conformité ou la compétitivité ; elle structure un modèle de développement dans lequel le lien entre l'humain et la technologie demeure un principe organisateur, et non une variable d'ajustement.

Chapitre 6

Anticiper les ruptures apportées par l'IA

La démarche proposée dans l'ouvrage « Entreprises et IA » identifie trois objectifs et trois temps :

- Premier temps : **Comprendre** le phénomène de l'IA dans ses dimensions technologiques, économiques, de taches et emplois, et réglementaires et géopolitique. Cette compréhension doit aider les décideurs et managers à situer les enjeux et à avoir une bonne perception de la révolution en cours, pour agir

-Deuxième temps : **Agir**. Pour cela, à partir de l'état de l'entreprise, analyser et réfléchir, se poser les bonnes questions en fonction de son métier et son rôle, la façon de développer des innovations et expérimentations, comment informer et impliquer les personnes et les rendre actives dans la démarche d'action, et comment coordonner la mise en œuvre et le suivi, pour en tirer des enseignements

- Troisième temps : **Anticiper**. La transformation apportée par le numérique et l'IA est systémique, elle touche la société, l'économie, les entreprises, et les personnes. L'ensemble des activités et fonctions de l'entreprise vont être amenées à se transformer individuellement, au niveau d'ensemble de l'entreprise, et globalement dans leurs écosystèmes. Production, approvisionnement, organisation, marketing, relations clients, système d'information, management, compétences et ressources humaines, mais aussi gestion des externalités dans des écosystèmes de plus en plus complexes et interconnectés. Il faut donc s'armer pour être en capacité d'anticiper les impacts sur toutes les fonctions et leur évolution d'ensemble dans un profonde transformation ou une métamorphose de l'entreprise.

L'anticipation des impacts de l'IA sur l'entreprise est un sujet difficile car il dépend à la fois de facteurs externes à l'entreprise liés à une métamorphose qui va s'opérer dans le cadre d'un changement civilisationnel enclenché par le numérique et l'IA, mais aussi des spécificités de l'entreprise et de ses capacités à agir seule ou en communauté, pour entrer dans le changement de façon préparée ou sinon, subir.

Trois dynamiques majeures à prendre en compte :

1. **Du fait des avancées scientifiques et technologiques et des investissements colossaux, l'IA va continuer d'évoluer très rapidement.**
   - Tout d'abord en hybridant les différentes formes d'IA -algorithmique, analytique, symbolique, neuronale et générative- pour associer les puissances statistiques et de raisonnement, de modélisation et de calcul, pour créer des agents intelligents de plus en plus performants.
   - Ensuite, en rompant la course sans issue à la croissance en taille, de LLM toujours plus gros et consommateurs inutiles d'énergie, en développant des IA génératives spécialisées et pertinentes capable de fonctionner en grappe avec des frontaux de raisonnement et distribution des recherches et des IA d'inférence intégrative.
   - Concernant les agents eux-mêmes, ils vont évoluer dans des systèmes de jumeaux numériques et de simulateurs intelligents, agir dans des systèmes de *block c*hain et *smart contract*[118], de façon à conjuguer décision, explicabilité et pilotage des délégations et décisions.

[118] Protocole informatique qui facilite, vérifie et exécute la négociation ou l'exécution d'un contrat

- On va ensuite continuer sur la création de nouvelles formes d'IA en projetant de nouvelles capacités cognitives humaines d'organisation, de stockage et de recherche d'information, de prise de décision, et en créant des méta connaissances qui serviront à entraîner de nouvelles IA.

Cette évolution continue, rapide, avec des annonces marketées ne sont pas faciles à suivre et a fortiori à anticiper.

➥ **Recommandation 35**
Pour avoir la capacité d'anticiper, les entreprises devront se doter de cellules de veille technologique, selon leur taille, seule ou de façon collective, en relation avec des entreprises de l'offre et les laboratoires de recherche et les intégrer dans les stratégies d'anticipation.

2. L'environnement des entreprises au sein de leurs écosystèmes et des systèmes de régulation nationaux, européens et internationaux vont progressivement évoluer et se structurer.

L'économie a toujours progressé au travers de la spécialisation des entreprises et de leurs interactions avec les autres entreprises de leur environnement : partie prenantes, chaîne de valeur, entreprises en externalités écosystémiques.

Le numérique et l'IA constituent une rupture essentielle pour l'économie, les entreprises et la société qui enclenche des besoins d'investissements, d'innovation, d'expérimentation et de régulation, mais aussi des précautions d'usage pour les impacts éthiques. Selon les grandes régions du monde, leurs valeurs, et leur organisation financière, industrielle et politique, plusieurs chemins réglementaires et méthodes de de régulation sont développés et doivent être articulés.

Les ruptures apportées par l'IA demandent donc d'élaborer un environnement réglementaires nouveau dont les sociétés doivent être partie prenant à son élaboration et à sa mise en œuvre de façon intelligente, efficace et éthique. Cet espace de régulation, doit être organisé de façon pertinente, pragmatique, et enrichi de bonnes pratiques et de considérations éthiques qu'une régulation établie loin du réel ne peut prendre en compte.

Il faut intégrer le fait qu'une régulation intelligente doit être progressive et évolutive, et laisser des marges de manœuvre aux entreprises pour éviter les effets des pathologies bureaucratiques. Ceci suppose en retour que les entreprises entrent dans une démarche anticipative et contributive, plutôt que d'attendre, et dépenser ensuite de l'énergie à contourner des règles inappropriées ou obtenir des autorisations aléatoires par la rédaction de dossiers complexes et coûteux.

In fine, il faut que les entreprises apprennent à travailler ensemble et avec les autorités juridiques et les régulateurs pour établir des règlements et des modalités de suivi de mise en œuvre et d'évolution. Il faut aussi que les utilisateurs -entreprises ou citoyens- puissent établir des modalités de compréhension et de confiance mutuelles.

➥ **Recommandation 36**
Pour agir en bonne intelligence et efficacement dans leur environnement, les entreprises doivent consacrer des ressources et travailler collectivement à l'anticipation de nouveaux cadres de normes et de règles, leurs impacts sur l'économie, la conception de produits et de services et leurs usages, et leur mise en œuvre.

3. L'évolution de l'architecture informationnelle et organisationnelle des entreprises.

L'entreprise va devoir attaquer la dernière phase de sa mue informationnelle, après la communication ubiquitaire, l'automatisation et les services de l'internet, elle va devoir intégrer les données et l'IA pour entrer pleinement dans l'économie de la connaissance et de la coopération.

La convergence, Télécom, Informatique et Automatisation des fonctions de l'entreprise l'ont amenée à fonctionner autour d'un système d'information de plus en plus complexe voire tentaculaire, orienté vers l'exécution de processus et des interfaces homme machine bien cadrés.

L'économie de la connaissance est basée sur une matière première : les données, des moteurs d'IA au sens large et des interfaces hybrides et interactifs associant humains et agents. Autour de l'exploitation des données, c'est une économie de la coopération qui va se développer en interne aux entreprises ou avec des acteurs externes apportant des données, des outils, des compétences pour la création de communs de données, ou la production conjointes d'actifs numériques.

Le système d'information des entreprises va devoir muter pour prendre en compte les besoins d'agilité des données et de coopération dans leur accès et leur usage, et ce dans un cadre cyber sécuritaire de protection des données et de maîtrise des ouvertures. Les nouvelles architectures informationnelles, et les SI les implantant, vont devoir prendre en compte l'objectif d'une entreprise plus agile et apprenante.

Quand on sait l'importance des SI pour le fonctionnement d'une entreprise, leur coût d'acquisition et de fonctionnement, et la complexité croissante de leur évolution, on conçoit la nécessité de se préparer et d'anticiper sur ce que vont être les nouvelles architectures informationnelles des entreprises, les enjeux de souveraineté qui vont être liés à la nature et aux coûts des offres, mais aussi de l'investissement humain pour la migration vers ces nouveaux SI.

> ➥ **Recommandation 37**
> Les entreprises seules ou en mutualisation doivent consacrer des ressources à l'anticipation de la transformation des architectures informationnelles data/IA/ coopération, pour préparer les évolutions de process, se doter de compétences et capacités pour élaborer les besoins et maîtriser les futurs SI et se doter des capacités techniques et financières pour apprécier les offres et évaluer les choix d'investissement de moyen-long terme.

L'architecture informationnelle des entreprises : un nouveau paradigme.

Les entreprises dans leur fonctionnement s'appuient sur des connaissances et processus, des modèles de fonctionnement et des outils de traitement, et des capacités humaines de conception, de pilotage, de proactivité et de résilience devant l'aléa ou l'inconnu.

A partir de données internes ou externes les IA génératives sont entraînées, et ensuite dans leur usage, nourries de questionnements (prompt) et de connaissances spécifiques (RAG), elles produisent des propositions de connaissances qu'il faut valider et intégrer.

Si on considère les apports de l'IA en général : les IA génératives ou neuronales à partir des données fournissent des connaissances et des modèles statistiques et comportementaux, les IA algorithmique et analytique et symbolique permettent aussi à partir des données et de connaissances de créer des modèles et des outils de traitement, d'automatisation ou de décision et des agents

Avec l'IA, l'entreprise se trouve en potentiel de créer de nouvelles connaissances dérivées, de généraliser les modèles de jumeaux numériques, de créer de nouveaux automatismes et des agents disposant de capacité de décision et d'action. L'entreprise de plus peut fonctionner en modèle de double numérique en associant en miroir interactif : ses jumeaux, connaissances et simulateurs et les processus opérationnels

L'intégration de cette abondance numérique débouche sur une complexification qui va demander

- D'une part le **développement de méta-connaissances et méta-modèles** qui serviront aux interfaces de pilotage humain et viendront nourrir l'apprentissage d'IA de deuxième niveau ou Méta IA, ou IA symboliques,
- D'autre part **d'organiser les espaces d'interaction entre humains et agents et entre agents** pour exercer le management des agents : la qualité de leur action, leur évolutivité, et les capacités effective de contrôle humain.

Cette évolution autoporteuse, potentiellement foisonnante et riche de la structure informationnelle et opérationnelle de l'entreprise doit être placée dans un cadre d'horizons et d'éthique pour établir des espaces de progrès et de confiance, de sureté de fonctionnement et d'innovation compétitive.

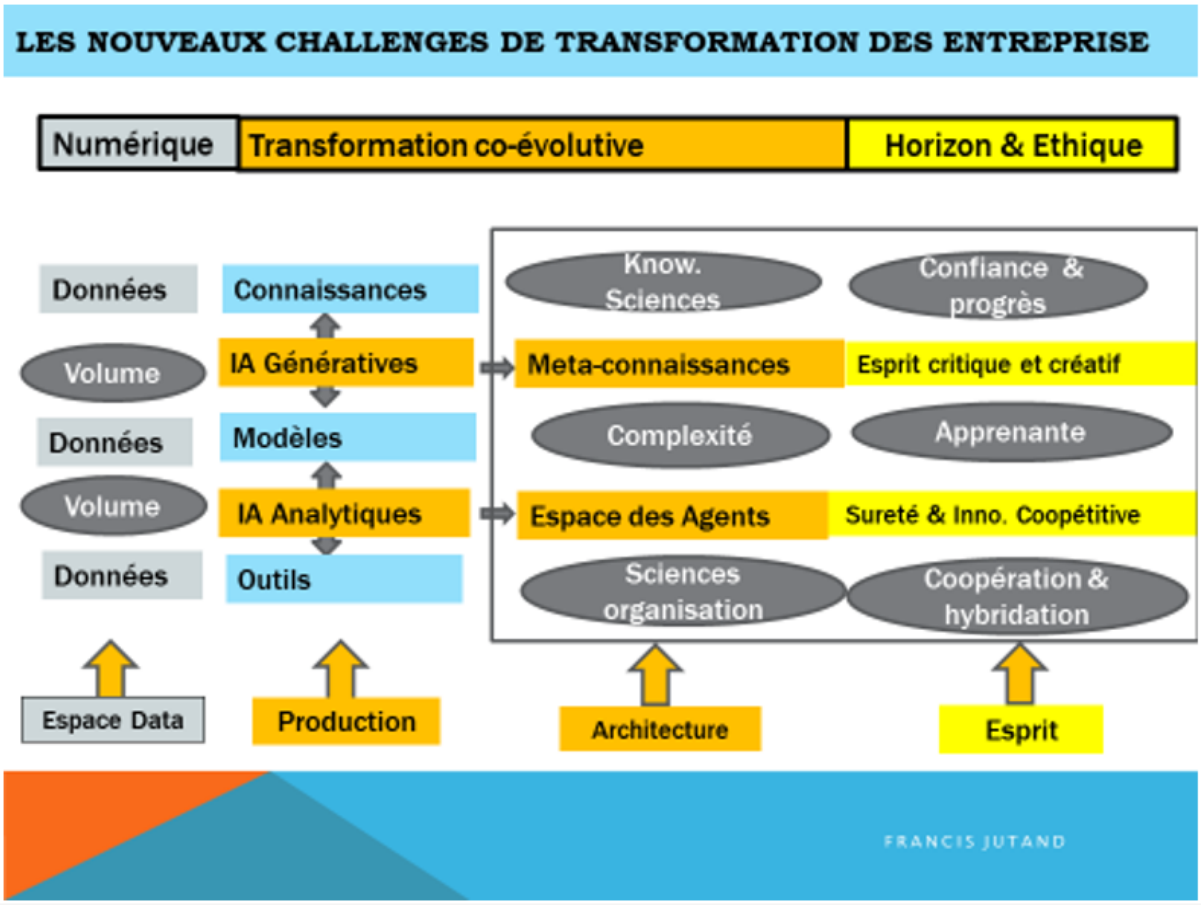
Les incertitudes liées à l'intermédiation IA et aux erreurs intrinsèques d'aléas ou cyber-erreurs provoquées doivent être compensées par le développement de l'esprit critique humain, et outillées. Pour éviter que l'intermédiation grandissant de l'IA vienne tarir l'innovation, il faut développer des outils au service de l'esprit créatif.

La complexification apportée par les délégations à des agents intelligents et robots pour l'exécution de tâches, mais aussi leurs capacités à interagir avec d'autres agents intelligents dans l'entreprise et hors de l'entreprise créent une complexité explosive. Il va donc falloir conduire un travail en profondeur de sûreté de fonctionnement pour canaliser les dérives et les pertes de contrôle éventuel issues du fonctionnement ou d'attaques.

Enfin l'innovation coopérative et compétitive va venir ajouter aux sollicitations du système d'information qui doit répondre aux capacités d'adaptation et besoins d'évolution d'une entreprise apprenante, tout en garantissant la sûreté et sécurité.

L'entreprise devra donc élaborer une architecture et des pratiques informationnelles pour faire face aux besoins d'organisation et de SI, et se doter de compétences pour répondre aux besoins d'agilité en données, en capacité d'usage de l'IA, de maîtrise de son système d'information et de vision et stratégie éthiques.

.



Graphique n°16 : Transformation des entreprises - Source Francis Jutand

Recommandations

Recommandations

Aujourd'hui, concernant l'IA, toutes les entreprises y pensent, beaucoup se préparent, certaines agissent et peu anticipent. Il faut avancer rapidement d'un cran dans cette échelle.

Devant un changement de telle ampleur, l'apprentissage et le développement de solutions doivent à la fois être collectifs et coopératifs au sein des écosystèmes, et faire l'objet d'une action coordonnées au sein de chaque entreprise. Il est donc nécessaire, en fonction du mode de gouvernance de s'organiser autour d'une Direction de la transformation ou d'un projet global d'anticipation et de changement.

Dans ce cadre : huit grandes lignes d'attention à tous les horizons de court, moyen et long terme :

- La mutation des métiers, des tâches et compétences
- Le marketing et l'innovation dans les produits et services, l'évolution concurrentielle et des chaînes de valeur et de l'espace règlementaire
- L'architecture informationnelle au cœur de la transformation, et la mutation du moteur Processus /SI/ergonomie
- L'agilité et l'efficacité en matière de données : organiser le « système sanguin d'échange et d'oxygénation des données »
- Les connaissances de l'entreprise : un patrimoine à développer, conserver et protéger, clef de la performance, de l'identité, de la pérennité et de la souveraineté.
- La coopération autour des données et des projets, au sein de l'entreprise et de l'écosystème
- Les calculs d'investissements et de ROI, à court, moyen et long termes
- La vision : valeurs, engagement reconnaissance, coopétition, éthique et management et SI « holographiques ».

Pilier 1 : Fondations technologiques, données et processus

- Stabiliser les fondamentaux avant tout projet IA : garantir la qualité et l'accessibilité des données, clarifier leur gouvernance et cartographier les processus à transformer (voir 3.1.3 Vérifier la solidité des fondations avant d'activer l'IA)
- Réinterroger les processus pour identifier ce qui doit être simplifié, maintenu humain ou réellement transformé par l'IA : n'automatisez pas l'inutile (voir 3.1.3 Vérifier la solidité des fondations avant d'activer l'IA)
- Adapter les systèmes d'information pour permettre l'industrialisation de l'IA : stockage et gouvernance des données, sécurisation des environnements et intégration des modèles dans les applications métiers (voir 3.1.3 Vérifier la solidité des fondations avant d'activer l'IA et 3.3.1. Les fondations organisationnelles de la transformation IA)

Pilier 2 : Gouvernance et stratégie de transformation

- Engager le COMEX : créer un sentiment d'urgence en simulant l'arrivée de concurrents IA-native capables de rapidement capter votre marché (voir 3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise et 3.3.2 Je suis membre du COMEX)
- Définir une stratégie d'entreprise claire, puis identifier où l'IA peut l'accélérer, la renforcer ou la fragiliser, tout en anticipant les recompositions concurrentielles qu'elle induit (voir 3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise et 3.3.2 Je suis membre du COMEX)
- Arbitrer explicitement entre construire en interne, au prix d'investissements plus lourds, et s'appuyer sur des partenaires externes, avec les risques de dépendance et de perte de souveraineté associés (voir 4. Startup et IA)
- Organiser une coopération stratégique, y compris au-delà de votre organisation, et mutualiser certains investissements data et IA afin d'accélérer l'innovation, partager les coûts et renforcer votre autonomie face aux plateformes dominantes (voir 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA)
- Mettre en place une cellule chargée de coordonner la transformation IA. Dans une première phase, il peut être envisagé d'incarner la transformation à travers un dispositif de pilotage dédié associant le COMEX, une cellule IA centrale et les directions concernées (notamment RH, SI, data et finances), avant d'évoluer progressivement vers une organisation plus distribuée lorsque les usages passent à l'échelle (voir 3.3.1. Les fondations organisationnelles de la transformation IA)
- Formaliser une organisation IA cohérente avec votre culture et l'afficher clairement : l'absence de modèle unique ne justifie pas l'absence de cadre (voir 3.3.1. Les fondations organisationnelles de la transformation IA)
- Définir un plan d'investissement IA de moyen et long terme cohérent avec la stratégie de l'entreprise, couvrant les technologies, les compétences, les partenariats et les capacités organisationnelles (voir 3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise et 3.4 Les niveaux de maturité)

Pilier 3 : Pilotage économique et création de valeur

- Piloter l'IA par des indicateurs multidimensionnels (économiques, humains, environnementaux et concurrentiels) pour mesurer sa contribution réelle à la trajectoire de l'entreprise (3.3.2 Je suis membre du COMEX)
- Équilibrer vitesse d'adoption et discipline d'investissement pour éviter à la fois le retard concurrentiel et la dispersion sur des expérimentations sans valeur (voir 3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise)
- Oser arrêter les projets IA non concluants, valoriser les apprentissages issus de l'échec et réallouer rapidement les ressources vers des initiatives plus prometteuses (voir 3.1.2 Définir sa stratégie IA d'entreprise)

Pilier 4 : Transformation des métiers et des compétences

- Cartographier les tâches qui composent chaque métier, analyser l'impact de l'IA sur chacune d'elles et traduire ces évolutions dans les référentiels métiers et compétences afin d'anticiper la recomposition des métiers (voir 2.1.2 La transformation des métiers)
- Former à l'IA à tous les niveaux, du socle commun aux cas d'usage métiers, et structurer des retours d'expérience réguliers afin d'ancrer durablement le réflexe IA dans les pratiques de travail (voir 3.2 Acculturer et former à l'IA)
- Construire une stratégie coordonnée de développement des compétences à l'ère de l'IA, articulant trois niveaux complémentaires : le système éducatif (adaptation des cursus, stages, alternance), l'entreprise (formation interne, parcours métiers et réseaux de référents IA), et les politiques publiques de reconversion (voir 2.4 Le développement et la construction des compétences)
- Identifier les métiers les plus exposés aux transformations liées à l'IA et intégrer les compétences correspondantes dans les dispositifs de formation continue (voir 2.1.2 La transformation des métiers et 3.3.3 Je travaille dans la Direction des Ressources Humaines)
- Soutenir la recherche et l'expérimentation sur la collaboration homme-machine afin de mieux comprendre la répartition des tâches entre humains et systèmes d'IA (voir 2.4 Le développement et la construction des compétences et 3.4 Les niveaux de maturité)

Pilier 5 : Confiance, transparence et régulation

- Prévoir des mécanismes de continuité et de résilience en cas de défaillance des services IA internes ou externes (voir 3.3.1. Les fondations organisationnelles de la transformation IA)
- Éviter les politiques de précaution purement défensives (« ouverture de parapluie ») : la gouvernance de l'IA doit s'appuyer sur une compréhension réelle des usages, des risques et des impacts organisationnels (voir 1.5.3 De la règle à la mise en œuvre et 3.3.1. Les fondations organisationnelles de la transformation IA)
- Contribuer aux évolutions du cadre réglementaire. L'ambition juridique doit s'équilibrer avec la soutenabilité économique. En particulier, réexaminer le régime applicable à l'IA à usage général (GPAI) afin d'en garantir la cohérence avec l'approche fondée sur le risque et les usages effectifs

Pilier 6 : Souveraineté et autonomie stratégique

- Favoriser l'émergence de quelques acteurs européens intégrés maîtrisant les maillons clés de la chaîne de valeur de l'IA, du silicium aux services, afin d'atteindre une masse critique face à la concurrence extra-européenne (voir 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA),
- Structurer des coopérations sectorielles ou européennes autour des données et de l'IA afin de mutualiser certains investissements, sécuriser les interdépendances et renforcer l'autonomie

stratégique des écosystèmes européens (voir 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA)

- Considérer la normalisation comme un levier stratégique : participer activement aux travaux de standardisation afin d'influencer les architectures techniques et les règles qui structureront les marchés futurs (voir 1.5.3 De la règle à la mise en œuvre et 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA)
- Intégrer explicitement la dimension compute-énergie-territoire dans toute stratégie IA, en traitant les capacités de calcul et les ressources énergétiques comme des infrastructures stratégiques (voir 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA)
- Mettre en place une veille stratégique sur les offres d'IA et leurs implications techniques, économiques et de souveraineté afin d'éclairer les choix de solutions européennes (voir 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA)

Pilier 7 Anticipation des ruptures structurelles

- Se doter de cellules de veille technologique, seule ou de façon collective, en relation avec des entreprises de l'offre et les laboratoires de recherche. (Voir Partie 6 - *Anticiper les ruptures apportées par l'IA*).
- Travailler collectivement à l'anticipation de nouveaux cadres de normes et de règles, leurs impacts sur l'économie, la conception de produits et de services, sur leurs usages, et leur mise en œuvre. (Voir Partie 6 Anticiper les ruptures apportées par l'IA et 3.5.2 Coopérer pour démultiplier la valeur des données et de l'IA).
- Travailler à l'anticipation de la transformation des architectures informationnelles « data/IA/ coopération » pour prépare les évolutions de process, les capacités, techniques et financières pour apprécier les offres et évaluer les choix d'investissement de moyen-long terme. (Voir Partie 6 Anticiper les ruptures apportées par l'IA et 3.4 Les niveaux de maturité).
- S'organiser autour d'une Direction de la transformation ou d'un projet global d'anticipation et de changement, en fonction du mode d'organisation (Voir 3.3.1 Les fondations organisationnelles de la transformation IA et 3.3.2 Je suis membre du COMEX).

Remerciements

Nous tenons à adresser nos remerciements les plus sincères à toutes celles et ceux qui ont accepté de nous consacrer du temps. Par leur disponibilité, les portes qu'ils nous ont ouvertes, la bienveillance avec laquelle ils ont accueilli nos travaux et la générosité de leurs partages, ils ont contribué de manière déterminante à la qualité et à la profondeur de cet ouvrage.

Nous remercions tout particulièrement :

AUFRANT Laurianne, Spécialiste en traitement automatique du langage, INRIA
BARROIS Guillaume, Chief Technology Officer (CTO), Explain
BLARY Benoît, Conseiller télécommunication, Représentation permanente de la France auprès de l'UE
BOULAY Bruno, Directeur, Collège des Ingénieurs (MBA)
BUNEL Simon, Economiste, Banque de France
CARBERRY Jean, Département des entreprises, du tourisme et de l'emploi irlandais, Directrice de la division UE et numérique
CONNOLLY Gary, Fondateur et président de Digital infrastructure Ireland
CONTIVAL Arnaud et KRASNOBRIZHA Alina, co-auteurs de « La Révolution IA : Quand l'intelligence artificielle réinvente l'entreprise » et entrepreneurs
DOYLE Graham, Commission de protection des données irlandaises, Commissaire-adjoint
GENOUVILLE Anne-Christine, Directrice générale, CCI France Belgique
GORNET Mélanie et ANDRE Antoine-Alexandre, Technologie specialist, EU AI office, Commission européenne
GROJEAN Arnaud et BARDET Quentin, Directeur data, Carrefour
HERBERA Daniel, Chief transformation officer, SocGenAI
KELLEHER John, Directeur du centre de recherche Adapt Center, Trinity College
KICHER Faroudja, DRH, Engie Energy Solutions
KUMAR Apoorva, Co-fondateur et PDG d'Inspeq AI
LAUGEL Julien, Managing Director, MFG Labs
LEWCOWICZ Gregory, Directeur du Smart Law Hub, Université libre de Bruxelles
LONSDALE John, Ireland's Center of AI, UCD, Dublin.
MONJOLE Laurent, Directeur affaires publiques France, Salesforce
MATUCHET Pierre, SVP IT & Digital Transformation et membre du comité exécutif, Adecco, auteur de « Révolution IA. Préparer votre organisation à l'intelligence artificielle et ses agents. »
RIEUL Nicolas et THOMAS Nans, co-fondateurs, Actionable, ainsi que leurs équipes
ROULLIER Bénédicte, Cheffe du pôle transformation numérique des TPE / PME, Direction générale des entreprises
SENOT Olivier, Directeur de l'innovation, Docaposte
SHARYGINA Angelika, chercheuse en désinformation, Programme International des personnalités D'Avenir
ULBRICH Martin, Policy officer, Commission européenne

L'équipe tient également à remercier **Maxime Augé**, du Service économique de Dublin, pour l'aide extrêmement précieuse qu'il a apportée dans le cadre du déplacement de la Mission à Dublin.

Biographie des co-auteurs

Thomas BARROCA est ingénieur, docteur en physique et titulaire d'un MBA du Collège des Ingénieurs. Il exerce des fonctions de direction à l'intersection de la data, de la stratégie et de l'innovation, mobilisant la donnée comme levier de performance et de différenciation pour les comités de direction. Convaincu que la transformation IA est avant tout humaine et organisationnelle, il a conduit des transformations profondes au sein d'organisations complexes, en faisant coopérer des équipes aux cultures et aux données cloisonnées pour déployer des modèles d'IA, notamment dans les domaines du yield management et de la connaissance client, au service de la satisfaction client et du chiffre d'affaires.
Engagé dans l'écosystème, il intervient à NEOMA Business School et au sein du Master PROGIS de Sciences Po Grenoble, participe à des jurys data et contribue à des associations marketing. Ses travaux sont distingués par plusieurs prix IA et data, dont le Grand Prix de la Data 2025.
Il est aujourd'hui Directeur Data & Connaissance Client – TGV Europe chez SNCF Voyageurs.

Samuel BOURDON est analyste-conseiller au Département des Affaires Internationales d'AFNOR. Il y contribue aux transformations de la normalisation liées au numérique, en particulier la numérisation des normes, l'évolution des processus normatifs et les questions soulevées par l'essor de l'intelligence artificielle. Ses travaux portent sur la manière dont ces évolutions redéfinissent les conditions d'élaboration, de circulation et d'usage des normes, ainsi que sur leurs effets pour les entreprises, les pouvoirs publics et l'environnement économique.
Avant de rejoindre l'AFNOR, il a évolué dans des environnements internationaux, au sein d'organisations internationales et dans des fonctions d'analyse en affaires publiques. Diplômé de Sciences Po en relations internationales, il travaille sur les croisements entre gouvernance technologique, transformation des cadres normatifs et compétitivité industrielle.

Flavien DUPUIS est ingénieur en chef de l'armement, diplômé de l'École polytechnique et de l'Institut supérieur de l'aéronautique et de l'espace, et travaille actuellement au sein de l'agence ministérielle de conseil du ministère des Armées, en prise directe avec la transformation et la modernisation du ministère.
Auparavant, il a exercé au centre d'analyse technico-opérationnelle (CATOD) de la Direction générale de l'armement dans le domaine de l'analyse capacitaire des systèmes de renseignement et de communication, puis à la Direction générale du Trésor, où il s'est occupé de sujets économiques et financiers multilatéraux puis du soutien à l'export des contrats militaires et spatiaux, avant de rejoindre la Cour des comptes et d'exercer diverses activités de contrôle et d'évaluation sur les sujets de défense et de sécurité.
Passionné également d'histoire et de littérature, il a publié plusieurs ouvrages sur divers sujets historiques.

Georges-Axel JALOYAN est normalien, docteur en informatique et ingénieur du Corps des mines. Il occupe actuellement le poste de Directeur Technique de Programme au ministère de l'Intérieur, après avoir été Applied Scientist chez Amazon Web Services, où il a participé à la vérification formelle et au déploiement d'un nouveau cœur de sécurité du cloud. Spécialiste en cybersécurité et en méthodes formelles, il intervient à l'ENS Ulm, à l'ENSTA et à l'AMGN, sur des problématiques cyber ou d'architecture matérielle.

Francis JUTAND, coach de la Mission, est un spécialiste du numérique, Professeur de Télécom Paris, chercheur sur les architectures des puces à hautes performances comme les GPU, il a été ensuite successivement Directeur scientifique du centre de R&D d'Orange, du département STIC du CNRS à sa création, et de l'Institut Télécom et de l'IMT. Il a piloté la création du Pôle Cap Digital, a été membre du Conseil National du Numérique. Il a cofondé deux chaires IMT sur les « données personnelles et les identités numériques » (2013) et sur « l'économie des communs de données » (2022). Il est aujourd'hui Vice-Président de l'Association Française de prospective et membre associé du Conseil Général de l'Economie. Ses travaux récents portent sur l'IA avec la publication avec Cap Digital, du rapport « IA des Lumières » dans le cadre de l'AI Summit (2025) et sur la coopération autour des données et sur la transformation des entreprises dans le cade de l'économie du quaternaire : l'économie de la connaissance et de la coopération, des données et de l'IA. Dans le cadre de la FNEP, il a coordonné les travaux qui ont conduit à cet ouvrage « Entreprise et IA : Comprendre, agir, anticiper ». Il coordonne actuellement les travaux en cours de la FNEP sur le thème « la guerre des talents et quels talents pour quelles guerres ».

Laurent PAVILLON, Mentor de la Mission, est Global Head of Business Services à BNP Paribas Real Estate. Diplômé de l'EM Lyon en Marketing et Entrepreneurship, Laurent Pavillon a débuté sa carrière chez Nestlé, en tant qu'auditeur interne, puis a évolué dans différents postes en Marketing B2C et B2B et Innovation PGC et Retail.
Il rejoint BNP Paribas Real Estate en 2008 en tant que Directeur Marketing puis est en charge des stratégies Digitales, Marketing et de la Communication.
En 2021, Laurent Pavillon prend la direction de Business Services incluant les départements Research, Innovation, Data Science & Analytics, Strategic & Digital Marketing and Communication.
Il est membre de l'Exco de BNP Parisbas Real Estate, de la French Proptech et membre Adetem[119].
Il est l'auteur de l'ouvrage « **OptimiZ Inc**. L'IA est parfaite. Vous êtes le bug », publié en mars 2026 chez FYP éditions.

[119] Association nationale des professionnels du marketing

Liste des ouvrages de la FNEP

n° 1 L'Ombudsman/Pour une nouvelle politique industrielle et commerciale de la France - 1970
n° 2 Les Problèmes de développement en Amérique latine et au Sénégal et la coopération française - 1971
n° 3 Fédéralisme et équipement collectifs... un enseignement possible pour la France - 1972
n° 4 Développement industriel et relations extérieures - 1973
n° 5 Des villes nouvelles... pour une vie nouvelle - 1974
n° 6 La Condition du travail dans la grande industrie - 1975
n° 7 Démographie française : quelle politique pour la France ? - 1976
n° 8 Enseignement supérieur et vie professionnelle - 1977
n° 9 Pouvoirs publics et moyens d'information. Le jeu des pouvoirs et des médias - 1978
n° 10 La Mer - 1979
n° 11 L'Emploi -1980
n° 12 La Santé – 1981
n° 13 Le Consumérisme : consommateurs et vie économique - 1982
n° 14 Les Entreprises publiques : conditions d'une bonne gestion - 1983
n° 15 Le Commerce extérieur et la balance des paiements - 1984
n° 16 La Sauvegarde de l'environnement - 1985
n° 17 Recherche et innovation : moteurs du dynamisme économique - 1986
n° 18 Entreprise et système éducatif - 1987
n° 19 La Communication interne et externe des grandes entreprises - 1988
n° 20 Les Nouvelles Formes de management face à la compétition économique - 1989
n° 21 Les Nouvelles Entreprises de la culture - 1990
n° 22 Quelle place pour quelle Europe ? - 1991
n° 23 Europoles et banlieues - 1992
n° 24 Entreprise et environnement - 1993
n° 25 Responsabilité individuelle, garanties collectives - 1994
n° 26 L'Insertion professionnelle des jeunes - 1995
n° 27 Administrations, entreprises et aménagement du territoire - 1996
n° 28 L'Entreprise, l'administration et les nouveaux moyens de communication - 1997
n° 29 Le Travail : mode d'emploi - 1998
n° 30 L'Exercice du pouvoir dans l'entreprise et l'administration - 1999
n° 31 Sécurité et développement économique au XXI^{e} siècle - 2000
n° 32 Clients/usagers : jusqu'où la différence doit-elle disparaître ? - 2001
n° 33 Entreprises et administrations face au développement durable - 2002
n° 34 Développement social et compétitivité ? - 2003
n° 35 Comment accroître les performances par un meilleur management ? - 2004
n° 36 Évolution démographique : vers une nouvelle gestion des carrières et des savoirs ? - 2005
n° 37 L'Entreprise, l'État et la société civile - 2006
n° 38 Faire de la diversité un atout économique - 2007
n° 39 Manager la recherche et l'innovation pour améliorer la compétitivité - 6 clés pour l'innovation, la recherche et la compétitivité - 2008
n° 40 Partenariats public-privé et performance des investissements publics - 2009
n° 41 La Régulation des réseaux industriels. Quelles évolutions et perspectives, en France et en Europe - 2010
n° 42 Je sens, tu ressens, nous sommes. Remettre l'humain et ses émotions au cœur des entreprises et des administrations - 2011
n° 43 Face aux crises, courage, changeons ! Confiance et solidarité, les conditions de réussite en gestion de crise - 2012
n° 44 Cap vers la confiance. Enjeu sociétal : du risque à l'opportunité - 2013

n° 45 Réconcilions économie et écologie. Pour une nouvelle économie verte en faveur de la croissance - 2014
n° 46 All you need, innove. Les clés d'un écosystème innovant - 2015
n° 47 Oser innover, pour construire une société d'innovateurs - 2016
n° 48 #SOBERISER. Innover pour un monde durable - Prix du Livre 2019 Qualité Performance - 2017
n° 49 Cultivons notre industrie. Un défi culturel, humain et territorial - 2018
n° 50 Prendre la vague- Face aux ruptures technologiques, s'adapter ou mourir - 2019
n° 51 Human First, s'adapter pour durer - 2020
n° 52 Souveraineté et résilience sanitaires - 2021
n° 53 Souveraineté et résilience numérique - 2022
n° 54 L'eau, L'équilibre insoluble ? – 2023
n° 55 Décarboner, Au risque de l'économie européenne ? - 2024

Ouvrages du Cinquantenaire de la FNEP
Penser l'avenir, pour mieux agir au présent ! -2019
Transformer la France, un défi du présent pour l'avenir – Les actes du colloque - 2019

Livret

Entreprises

Livret des « Entreprises » – Mode d'emploi

1. Découper selon les pointillés à gauche du livret (4 pages)
2. Plier les 4 feuilles ensemble en deux
3. Plier encore un fois en deux pour mettre la couverture au-dessus
4. Agrafer sur les marques faites en couverture, notées « agr »
5. Découper selon les pointillés du bas du livret reconstitué

Recommandations associées

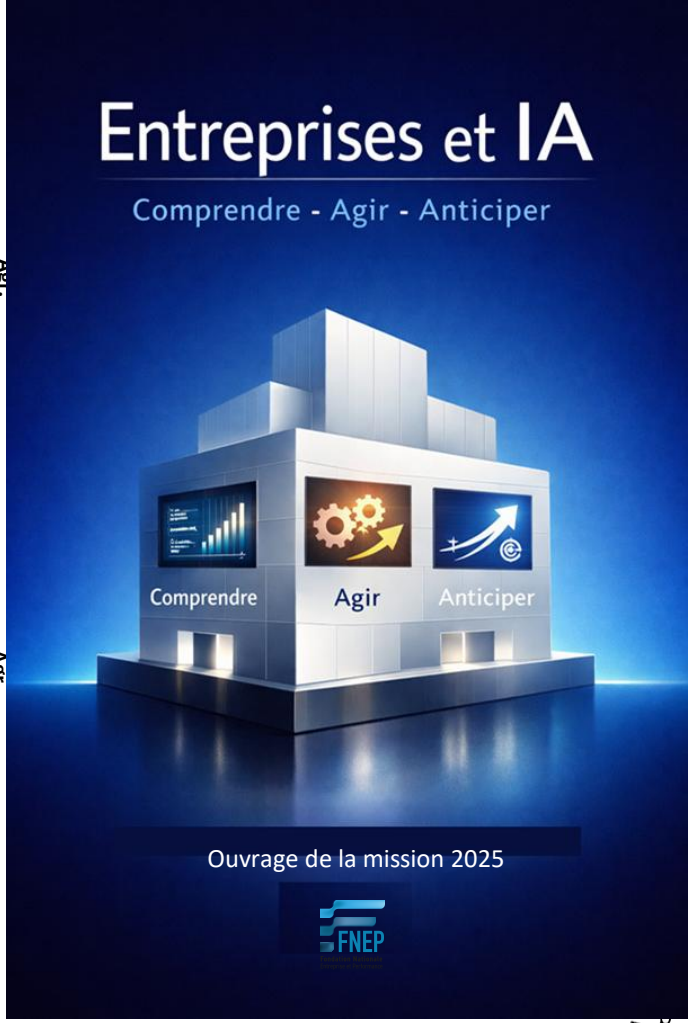
- Se doter de cellules de veille technologique, seule ou de façon collective, en relation avec des entreprises de l'offre et les laboratoires de recherche **(Voir P. 127 Chap. 6).**

- Travailler collectivement à l'anticipation de nouveaux cadres de normes et de règles, leurs impacts sur l'économie, la conception de produits et de services, sur leurs usages, et leur mise en œuvre **(Voir P. 127 Chap. 6 et P. 106 §3.5.2).**

- Travailler à l'anticipation de la transformation des architectures informationnelles « data/IA/ coopération » pour prépare les évolutions de process, les capacités, techniques et financières pour apprécier les offres et évaluer les choix d'investissement de moyen-long terme **(Voir P. 127 Chap. 6 et P. 101 §3.4).**

- S'organiser autour d'une Direction de la transformation ou d'un projet global d'anticipation et de changement, en fonction du mode d'organisation **(Voir P. 78 §3.3.1 et P. 82 §3.3.2).**

*
* *



Agir.
Agir.

15

investissement à court terme, tout en structurant des indicateurs permettant de suivre la contribution des projets à la performance globale **(Voir P. 101 §3.4)**.

Dans cette perspective, le pilotage économique de l'IA repose sur un équilibre délicat entre vitesse d'adoption et discipline d'investissement. Une diffusion trop lente expose l'organisation à un risque de décrochage concurrentiel, notamment face à des acteurs conçus dès l'origine autour de modèles d'affaires IA-native. À l'inverse, une multiplication d'expérimentations non priorisées peut générer des coûts significatifs sans produire de gains durables. L'ouvrage met ainsi en évidence la nécessité d'inscrire les projets IA dans une logique d'allocation stratégique des ressources, fondée sur l'arbitrage explicite entre exploration et industrialisation (**Voir P. 82 §3.3.2 et P. 96 §3.3.8**).

La capacité à interrompre des initiatives insuffisamment concluantes constitue, dans ce cadre, un facteur clé de performance. L'IA favorise une logique d'apprentissage organisationnel dans laquelle l'échec partiel devient une source d'information utile, à condition que les enseignements tirés puissent être capitalisés et réorientés vers des projets plus prometteurs. Cette approche suppose une gouvernance financière capable d'intégrer la dimension expérimentale des technologies émergentes sans renoncer à l'exigence de rigueur économique.

Enfin, le pilotage par la valeur implique d'élargir les critères d'évaluation traditionnels. La contribution de l'IA

16

ne se limite pas à des gains de productivité immédiats : elle peut affecter la qualité des décisions, la capacité d'innovation, l'attractivité de l'entreprise ou encore son positionnement concurrentiel. L'ouvrage souligne ainsi l'intérêt d'indicateurs multidimensionnels permettant de saisir les effets économiques, humains et environnementaux de la transformation **(Voir P. 78 §3.3)**.

L'intelligence artificielle s'impose aujourd'hui comme l'un des vecteurs majeurs de transformation des entreprises et, plus largement, des économies contemporaines. Par la manière dont elle reconfigure la production et la circulation des connaissances, l'intelligence artificielle transforme les modes de coordination internes et redéfinit les ressorts mêmes de l'avantage concurrentiel. Elle tend ainsi à modifier en profondeur les capacités d'action, d'apprentissage et d'adaptation des organisations.

À mesure que se diffusent des systèmes génératifs et des architectures capables de s'intégrer dans des processus complexes, l'IA s'apparente de plus en plus à une véritable infrastructure organisationnelle, appelée à structurer durablement les conditions de performance, d'innovation et de résilience des entreprises.

Cette transformation se déploie cependant dans un environnement marqué par une incertitude persistante.

évolutivité, et les capacités effectives de contrôle humain **(Voir P. 50 §2.1 ; P. 74 §3.2 et P. 78 §3.3).**

Enfin l'innovation coopérative et compétitive vont venir s'ajouter aux sollicitations du système d'information qui doit répondre aux capacités aux besoins d'évolution d'une entreprise apprenante et coopérante, tout en garantissant la sûreté et la sécurité. **(Voir P. 106 §3.5.2 et P. 127 Chap.6)**

L'entreprise devra donc élaborer une architecture et des pratiques informationnelles en rupture pour faire face aux besoins d'organisation et de SI en support, et se doter de compétences pour répondre aux besoins d'agilité en données, de capacité d'usage de l'IA, de maîtrise de son système d'information et de vision et stratégie éthiques **(Voir P. 69 §3.1.2, P. 101 §3.4, et P. 127 Chap. 6).**

Recommandations associées

- Piloter l'IA par des indicateurs multidimensionnels permettant d'évaluer la contribution réelle de l'intelligence artificielle à la trajectoire stratégique de l'entreprise **(Voir P. 78 §3.3 et P. 101 §3.4).**
- Équilibrer vitesse d'adoption et discipline d'investissement pour éviter à la fois le retard concurrentiel et la dispersion sur des expérimentations sans valeur **(Voir P. 69 §3.1.2 et P. 96 §3.3.8).**
- Oser arrêter les projets IA non concluants, valoriser les apprentissages issus de l'échec et réallouer rapidement les ressources vers des initiatives plus prometteuses **(Voir P101 §3.4 et P. 94 §3.3.7).**

Pilier 3 - Pilotage économique et création de valeur

L'intelligence artificielle introduit une transformation profonde des mécanismes de création de valeur au sein de l'entreprise. L'ouvrage montre que son déploiement ne peut être analysé uniquement sous l'angle technologique ou organisationnel : il engage directement les logiques d'investissement, les horizons de rentabilité et les modalités d'évaluation de la performance **(Voir P. 69 §3.1.2).**

Dans un contexte marqué par une incertitude technologique élevée et par une intensification des recompositions concurrentielles, l'enjeu consiste moins à adopter rapidement des solutions qu'à piloter leur contribution réelle à la trajectoire stratégique de l'organisation. L'IA agit en effet simultanément comme un levier d'efficience opérationnelle, comme un facteur de différenciation et comme un vecteur potentiel de fragilisation économique si les investissements demeurent dispersés ou insuffisamment alignés **(Voir P. 94 §3.3.7).**

L'analyse développée dans l'ouvrage souligne que la création de valeur liée à l'intelligence artificielle s'inscrit dans une temporalité spécifique. Les phases d'expérimentation, d'appropriation et de montée en maturité constituent une condition normale du passage à l'échelle. Cette dynamique implique d'accepter une part d'incertitude dans l'évaluation du retour sur

Pilier 7 Anticipation des ruptures structurelles

Les entreprises dans leur fonctionnement s'appuient sur des connaissances et processus, des modèles de fonctionnement et des outils de traitement, et des capacités humaines de conception, de pilotage, de proactivité et de résilience devant l'aléa ou l'inconnu **(Voir P. 78** §**3.3.1**).

Avec l'IA, l'entreprise se trouve en potentiel de créer de nouvelles connaissances, de généraliser les modèles de jumeaux numériques, de créer de nouveaux automatismes et des agents disposant de capacité de décision et d'action. L'entreprise, de plus, peut fonctionner en modèle de double numérique en associant en miroir interactif : ses jumeaux, connaissances et simulateurs et les processus opérationnels **(Voir P. 101 §3.4).**

L'intégration de cette abondance numérique débouche sur le **développement de méta-connaissances et méta-modèles** qui serviront aux interfaces de pilotage humain et viendront nourrir l'apprentissage d'IA de deuxième niveau ou Méta IA, ou IA symboliques ; elle demande l'organisation **des espaces d'interaction entre humains et agents et entre agents** pour exercer le management des agents : la qualité de leur action, leur

Les trajectoires technologiques restent évolutives, les modèles économiques associés à l'IA continuent de se stabiliser et les cadres réglementaires se construisent de manière progressive. Dans le même temps, les chaînes de valeur se recomposent sous l'effet d'une concurrence internationale accrue et de dépendances nouvelles liées à l'accès aux ressources critiques. Les entreprises doivent ainsi prendre des décisions structurantes sans disposer d'une visibilité sur les équilibres futurs, tout en évitant que l'attentisme ne se traduise par un retard et une perte de position stratégique.

L'ouvrage, dont ce livret constitue une forme de résumé, a été conçu précisément pour éclairer cette situation. Il a cherché à analyser, de manière approfondie, les conditions du passage à l'échelle de l'intelligence artificielle dans l'entreprise, en articulant les dimensions technologiques, organisationnelles, économiques et institutionnelles de cette transformation. L'analyse a été conduite dans la conscience du caractère évolutif du sujet, en privilégiant une approche attentive aux tensions structurelles qui accompagnent la diffusion de l'IA : tension entre accélération de l'innovation et soutenabilité des investissements, entre recherche d'autonomie stratégique et interdépendances industrielles, entre promesses de performance et exigences de confiance.

Le présent livret ne se substitue pas à cette analyse. Il en propose une mise en perspective synthétique et

un dispositif de pilotage dédié associant le COMEX, une cellule IA centrale et les directions concernées (notamment RH, SI, data et finances), avant d'évoluer progressivement vers une organisation plus distribuée lorsque les usages passent à l'échelle **(Voir P. 78 §3.3.1 et P. 85 §3.3.3).**

- Formaliser une organisation IA cohérente avec la culture de l'entreprise et la rendre lisible pour l'ensemble des parties prenantes internes **(Voir PP.78 §3.3.1 et P. 101 §3.4.4)**.

- Définir un plan d'investissement IA de moyen et long terme couvrant les technologies, les compétences, les partenariats et les capacités organisationnelles **(Voir P. 101 §3.4 et P.121 §5.3)**.

Pilier 4 - Transformation des métiers et des compétences

La transformation induite par l'intelligence artificielle se comprend d'abord à l'échelle des tâches avant de se traduire en recompositions professionnelles. L'ouvrage montre que l'impact de l'IA ne se déploie ni de manière uniforme ni de manière immédiate à l'échelle des métiers : il s'exerce d'abord à une maille fine, où certaines activités sont automatisées, d'autres enrichies, tandis que de nouvelles fonctions émergent autour de la supervision, du paramétrage ou du contrôle des systèmes **(Voir P. 50 §2.1)**. Cette approche conduit à envisager la transformation du travail comme une trajectoire différenciée, dépendant largement des choix d'implémentation opérés par l'entreprise et de son niveau de maturité organisationnelle.

Cette dynamique se traduit par l'apparition de configurations professionnelles contrastées. Certains métiers sont augmentés par l'intelligence artificielle, qui agit comme un accélérateur cognitif permettant d'améliorer la productivité et la qualité des décisions. D'autres sont réhumanisés dans la mesure où l'automatisation de tâches répétitives ou administratives redonne de l'espace aux dimensions relationnelles, créatives ou stratégiques du travail. À l'inverse, certaines fonctions peuvent être fortement encadrées par des systèmes algorithmiques qui en redéfinissent les marges d'autonomie, tandis que d'autres deviennent économiquement fragilisées lorsque l'automatisation

Recommandations associées

- Engager le COMEX en créant un sentiment d'urgence stratégique, notamment en simulant l'arrivée d'acteurs IA-native capables de capter rapidement des parts de marché **(Voir P. 67 §3.1.1 et P. 127 Chap. 6**).

- Définir une stratégie d'entreprise claire, puis identifier les domaines dans lesquels l'IA peut l'accélérer, la renforcer ou la fragiliser, en anticipant les recompositions concurrentielles associées **(Voir P. 69 §3.1.2 et P. 36 §1.4**).

- Arbitrer explicitement entre développement interne et recours à des partenaires externes en intégrant les risques de dépendance et les enjeux de souveraineté technologique **(Voir P. 114 §5.1 et P. 22 §1.2.3).**

- Organiser des coopérations stratégiques, y compris au-delà du périmètre de l'entreprise, afin de mutualiser certains investissements en données et en capacités IA **(Voir P.114 §5.1 et P.39 §1.4.2)**.

- Mettre en place une cellule chargée de coordonner la transformation IA. Dans une première phase, il peut être envisagé d'incarner la transformation à travers

opérationnelle, destinée à faciliter l'appropriation des principaux enseignements par les dirigeants et les équipes de transformation. Son objectif n'est pas d'épuiser la complexité du phénomène, ni de proposer un modèle unique d'action. Il vise à rendre plus directement mobilisables les clés de lecture issues de l'ouvrage, afin d'aider les organisations à orienter leurs arbitrages dans un contexte où les choix doivent être engagés malgré l'incertitude.

Pour ce faire, le livret s'appuie sur les sept piliers identifiés dans la partie conclusive de l'ouvrage. Ces piliers structurent une lecture capacitaire de la transformation par l'intelligence artificielle, en mettant en évidence les conditions nécessaires à son déploiement durable. Ils renvoient aux fondations technologiques et informationnelles sur lesquelles reposent les usages, aux modalités de gouvernance et de pilotage stratégique de la transformation, aux mécanismes de création et d'évaluation de la valeur, aux recompositions des métiers et des compétences, aux exigences croissantes de confiance et de conformité, ainsi qu'aux enjeux d'autonomie stratégique dans un environnement industriel mondialisé. Le dernier incite à anticiper les ruptures structurelles en collaborant avec les autres entreprises dans des activités de veille et des travaux de prospective et de vision à la base de capacités proactives et réactives. En organisant la réflexion autour de ces dimensions interdépendantes,

Recommandations associées

- Favoriser l'émergence d'acteurs intégrés capables de maîtriser les maillons critiques de la chaîne de valeur de l'IA afin d'atteindre une masse critique face aux plateformes dominantes **(Voir P. 17 §1.2 et P. 114 §5.1)**.

- Structurer des coopérations sectorielles ou européennes autour des données et des capacités IA pour mutualiser les investissements et sécuriser les interdépendances technologiques **(Voir P. 114 §5.1 ; P. 39 §1.4.2 ; et P. 106 §3.5.2)**.

- Considérer la normalisation comme un levier stratégique d'influence permettant d'orienter les architectures techniques et les règles de marché futures **(Voir P. 117 §5.2 et P. 47 §1.5.3)**.

- Intégrer explicitement les enjeux de capacités de calcul, d'énergie et d'implantation territoriale dans la planification des stratégies IA **(Voir P. 121 §5.3 et P. 37 §1.4.1)**.

- Mettre en place une veille stratégique continue sur les offres d'IA et leurs implications techniques, économiques et de souveraineté afin d'anticiper les ruptures et préserver des marges de manœuvre décisionnelles **(Voir P. 127 Chap. 6 et P. 22 §1.2.3)**.

modifie les conditions de leur maintien **(Voir P. 50 §2.1).** La diversité de ces trajectoires impose une capacité d'anticipation fine, fondée sur la cartographie des tâches et sur l'analyse des chaînes de valeur internes. Dans ce contexte, la montée en compétences constitue un levier structurant de la transformation. L'ouvrage souligne que l'acculturation à l'intelligence artificielle ne relève pas d'une simple formation technique, mais d'un processus continu visant à développer une compréhension partagée des usages, des limites et des responsabilités associées à ces outils **(Voir P.74 §3.2)**. Cette démarche repose sur l'articulation entre un socle commun de connaissances, la contextualisation par métiers et l'expérimentation à partir de cas d'usage concrets. Elle permet d'ancrer durablement les pratiques dans le travail réel et de réduire les écarts de maturité entre équipes. La transformation des compétences doit également être pensée à une échelle dépassant le périmètre de l'entreprise. L'analyse met en évidence la nécessité d'organiser des trajectoires coordonnées entre formation initiale, formation continue et dispositifs de reconversion afin d'accompagner les transitions professionnelles induites par l'IA **(Voir P. 50 Chap. 2 et P. 124 §5.4).** Cette coordination apparaît d'autant plus essentielle que l'intelligence artificielle modifie les critères de performance et les modes d'apprentissage, en valorisant davantage l'esprit critique, la capacité de supervision et l'aptitude à coopérer avec des systèmes probabilistes.

économiques fondés sur des effets de réseau peuvent redistribuer rapidement les positions concurrentielles et rendre obsolètes des avantages acquis **(Voir P. 127Chap. 6).** Dans ce contexte, la planification stratégique ne peut se limiter à une optimisation des capacités existantes. Elle suppose de développer des dispositifs d'anticipation permettant d'identifier les basculements possibles et de préserver des options d'action dans un environnement incertain.

La maîtrise stratégique de l'information constitue à cet égard un levier transversal. La mise en place de dispositifs de veille technologique et économique permet d'éclairer les choix d'investissement, d'anticiper les évolutions de l'offre et de limiter les risques de dépendance à des solutions non maîtrisées. Cette capacité d'anticipation conditionne la possibilité de construire des trajectoires autonomes dans un paysage technologique en mutation rapide.

ce livret invite à considérer l'intelligence artificielle non comme une succession d'expérimentations isolées, mais comme une transformation systémique engageant l'ensemble de l'entreprise et de son écosystème. Il propose ainsi un cadre destiné à soutenir le discernement dans une période où les certitudes demeurent rares, mais où la capacité à agir de manière cohérente et progressive constitue un facteur déterminant de compétitivité et de résilience.

Enfin, la collaboration entre humains et systèmes d'IA devient un objet d'expérimentation en soi. L'ouvrage souligne que la compréhension des modalités pertinentes de répartition des tâches constitue encore un champ en construction, nécessitant des démarches d'expérimentation structurées et des retours d'expérience **consolidés (Voir P. 78 §3.3).** L'enjeu ne se limite pas à l'adoption d'outils : il concerne la redéfinition progressive des modes d'organisation, des trajectoires de carrière et des mécanismes de transmission des savoirs dans un environnement de travail augmenté.

partenariats, difficilement réversibles à court terme. Dans ce contexte, la planification stratégique et financière constitue un levier essentiel de sécurisation des transformations **(Voir P. 101 §3.4 et P. 121 §5.3)**.

Pilier 1 - Fondations technologiques, données et processus

La transformation des entreprises par l'intelligence artificielle s'inscrit d'abord dans une évolution rapide des paradigmes techniques qui redéfinit les conditions d'accès aux capacités de calcul, aux données et aux modèles. L'ouvrage rappelle que la vague actuelle d'IA générative constitue l'aboutissement d'une trajectoire cumulative marquée par l'augmentation des volumes de données disponibles, l'accroissement de la puissance de calcul et l'émergence d'architectures algorithmiques plus performantes **(Voir P. 10 § 1.1)**. Cette dynamique transforme en profondeur les règles de concurrence, les temporalités d'investissement et les marges d'adaptation des organisations.

Dans ce contexte, comprendre la chaîne de valeur de l'IA devient une condition préalable à toute démarche de transformation. L'analyse proposée distingue plusieurs couches interdépendantes (infrastructures matérielles, données, modèles, plateformes, applications et services) dont la maîtrise différenciée structure les rapports de force industriels et les dépendances technologiques **(Voir P. 17 §1-2)**. Les choix technologiques opérés par les entreprises s'inscrivent ainsi dans une architecture globale qui conditionne leur capacité à développer, adapter ou industrialiser des usages.

Cette évolution s'accompagne d'un déplacement du centre de gravité des politiques d'innovation. L'ouvrage met en évidence la nécessité de structurer des écosystèmes capables d'atteindre une masse critique face aux acteurs dominants, en articulant initiatives publiques et dynamiques industrielles **(voir P. 114 §5.1**). La mutualisation de certains investissements, notamment en matière de données ou d'infrastructures, apparaît comme une condition de compétitivité dans un environnement caractérisé par des effets d'échelle et des rendements croissants. Cette logique de coopération s'opère à toutes les échelles, qu'il s'agisse de collaborations entre directions au sein d'une même en entreprise, entre filiales d'un même groupe, ou encore entre entreprises d'un même secteur **(Voir P. 113 à 131 Chap. 5 et 6 ; et P. 106 §*3.5.2*).** La normalisation constitue à cet égard un instrument stratégique de premier plan. Participer activement à la définition des normes techniques permet non seulement d'influencer les architectures futures, mais également de peser sur les règles économiques qui structureront les marchés émergents **(Voir P. 117 §5.2 et P. 47 §1.5.3**). Dans un contexte d'incertitude technologique, la capacité à contribuer à l'élaboration des cadres normatifs devient un facteur de différenciation et d'autonomie. La question de la souveraineté doit enfin être appréhendée à l'aune des ruptures potentielles induites par l'intelligence artificielle. L'ouvrage souligne que l'accélération des cycles technologiques et la diffusion de modèles

Recommandations associées

- Cartographier les tâches qui composent chaque métier, analyser l'impact de l'IA sur chacune d'elles et traduire ces évolutions dans les référentiels métiers et compétences afin d'anticiper la recomposition des métiers **(Voir P. 50 §2.1 et P. 78 §3.3).**
- Former à l'IA à tous les niveaux, du socle commun aux cas d'usage métiers, et structurer des retours d'expérience réguliers afin d'ancrer durablement le réflexe IA dans les pratiques de travail **(Voir P. 74 §3.2 et P. 101 §3.4).**
- Construire une stratégie coordonnée de développement des compétences à l'ère de l'IA, articulant trois niveaux complémentaires : le système éducatif (adaptation des cursus, stages, alternance), l'entreprise (formation interne, parcours métiers et réseaux de référents IA), et les politiques publiques de reconversion **(Voir P.50 Chap.2, et P.124 §5.4).**
- Identifier les métiers les plus exposés aux transformations liées à l'IA et intégrer les compétences correspondantes dans les dispositifs de formation continue **(Voir P. 50 §2.1 et P. 78 §3.3).**
- Soutenir la recherche et l'expérimentation sur la collaboration homme-machine afin de mieux comprendre la répartition des tâches entre humains et systèmes d'IA **(Voir P. 78 §3.3 et P. 124 §5.4).**

Les choix relatifs à l'acquisition des capacités technologiques constituent à cet égard des décisions structurantes. Développer en interne des solutions IA peut permettre de préserver la maîtrise des actifs stratégiques, mais suppose des investissements significatifs et une exposition accrue aux incertitudes technologiques. À l'inverse, s'appuyer sur des partenaires externes facilite l'accès rapide à des capacités avancées tout en introduisant des dépendances susceptibles de limiter l'autonomie stratégique **(Voir 114 §5.1 et P. 22 §1.2.3)**. La gouvernance doit ainsi intégrer explicitement ces arbitrages, en tenant compte des temporalités d'investissement et des effets cumulatifs des choix technologiques. La transformation nécessite également une organisation adaptée. L'ouvrage souligne l'absence de modèle universel de gouvernance de l'IA, mais insiste sur le fait que l'absence de cadre explicite peut ralentir la diffusion des usages et fragiliser la cohérence des initiatives **(Voir P. 78 §3.3.1)**. La mise en place de dispositifs de pilotage associant les équipes métiers, la direction générale, les fonctions data, les systèmes d'information, les ressources humaines et finances permet de coordonner les expérimentations et d'accompagner le passage à l'échelle. Enfin, l'intelligence artificielle engage des investissements dont les effets se déploient sur des temporalités longues. Les trajectoires d'innovation reposent sur des dépendances exogènes et sur des choix cumulatifs en matière de compétences, d'infrastructures et de

Pilier 2 - Gouvernance et stratégie de transformation

La diffusion de l'intelligence artificielle s'inscrit dans une recomposition progressive des équilibres économiques et technologiques qui impose aux entreprises de repenser leurs cadres de décision stratégique. L'ouvrage souligne que les dynamiques d'innovation liées à l'IA s'articulent étroitement avec des transformations macroéconomiques plus larges, notamment en matière d'infrastructures numériques, de financement de l'innovation et de structuration des marchés **(Voir P. 36 §1.4)**. Dans ce contexte, la transformation par l'IA ne peut être pilotée comme une succession d'initiatives technologiques ponctuelles mais requiert une orientation stratégique explicite et assumée.

L'émergence d'acteurs, en particulier extra-européens, capables de mobiliser rapidement des volumes importants de données, de capacités de calcul et de ressources financières modifie les conditions de concurrence et peut fragiliser des positions établies. L'ouvrage met en évidence le risque de décrochage pour les organisations qui tarderaient à intégrer ces évolutions dans leur réflexion stratégique **(Voir P. 69 §3.1.2)**. Dans un environnement marqué par l'accélération des cycles technologiques, la gouvernance de la transformation suppose d'arbitrer entre prudence et prise de risque, en intégrant la possibilité de ruptures susceptibles de redistribuer rapidement les positions concurrentielles **(Voir P. 127 Chap. 6)**.

Pilier 5 - Confiance, transparence et régulation

La diffusion de l'intelligence artificielle dans les organisations ne dépend pas uniquement de la disponibilité des technologies ou de la maturité des usages. Elle repose également sur la capacité des entreprises à instaurer des conditions de confiance durables, tant en interne qu'au sein de leurs écosystèmes. L'ouvrage montre que les impacts de l'IA sur l'emploi, les pratiques professionnelles et les modes de décision peuvent susciter des perceptions ambivalentes, oscillant entre opportunité et inquiétude **(Voir P. 50 §2.1).** Cette ambivalence constitue un facteur déterminant d'acceptabilité, susceptible d'influencer directement la trajectoire d'adoption.

Dans ce contexte, la régulation récente, notamment européenne, se veut être un instrument d'équilibre plutôt que comme une contrainte exogène. L'analyse du cadre européen souligne que, dans son ambition, l'AI Act vise à structurer un développement responsable des usages, en s'appuyant sur une approche graduée du risque **(Voir P. 42 §1.5.1).** Toutefois, l'ouvrage met également en évidence les tensions susceptibles d'émerger entre ambition normative et soutenabilité économique. Des exigences excessivement contraignantes peuvent ralentir l'innovation ou renforcer les positions d'acteurs déjà dominants, en créant des barrières à l'entrée pour les nouveaux entrants **(Voir P. 40 §1.5).**

6

La donnée occupe une position centrale dans cette architecture. Elle constitue à la fois un facteur de performance des modèles et un actif stratégique dont la gouvernance influence directement la soutenabilité des trajectoires d'innovation. L'ouvrage souligne que la qualité, la structuration et la disponibilité des données déterminent la capacité à transformer des expérimentations en solutions opérationnelles **(Voir P. 19 § 1.2.2 ; P. 20 §1.2.2.2 ; P. 72 §3.1.3)**. À mesure que les usages se diffusent, les organisations doivent ainsi arbitrer entre centralisation et distribution des architectures informationnelles, en recherchant un équilibre entre agilité et maîtrise des actifs.

Toutefois, la consolidation des fondations ne peut se limiter à une modernisation des infrastructures techniques. L'intelligence artificielle agit comme un révélateur des complexités organisationnelles accumulées. L'ouvrage insiste sur la nécessité de réinterroger les processus existants afin d'identifier ce qui relève d'une simplification préalable, d'une augmentation humaine ou d'une transformation pertinente par l'IA **(Voir P. 67 § 3.1.1)**. Automatiser sans repenser les chaînes de valeur internes peut conduire à figer des inefficiences ou à accroître les rigidités opérationnelles.

Le passage de l'expérimentation à l'industrialisation constitue enfin un seuil structurant. L'intégration des modèles dans les applications métiers implique une évolution des systèmes d'information, des

Pilier 6 - Souveraineté et autonomie stratégique

La diffusion de l'intelligence artificielle s'inscrit dans une reconfiguration profonde des équilibres industriels et technologiques mondiaux. L'ouvrage montre que la chaîne de valeur de l'IA tend à se structurer autour d'un nombre restreint d'acteurs capables de maîtriser simultanément les infrastructures de calcul, les modèles fondationnels, les plateformes et les services associés **(voir P. 17 §1.2)**. Cette concentration progressive redéfinit les conditions d'accès aux capacités technologiques et introduit des dépendances susceptibles de peser durablement sur les marges de manœuvre stratégiques des entreprises européennes.

Dans ce contexte, la souveraineté ne relève pas uniquement d'une ambition institutionnelle ou géopolitique. Elle renvoie à la capacité concrète des organisations à sécuriser l'accès aux ressources critiques nécessaires au développement et à l'exploitation des systèmes d'IA. L'ouvrage souligne que les infrastructures numériques et énergétiques constituent désormais des leviers de puissance économique à part entière, mobilisant des investissements massifs et s'inscrivant dans des logiques territoriales complexes **(voir P. 37 §1.4.1 et P.121 §5.3)**. Le développement des centres de données, la disponibilité des capacités de calcul intensif et l'accès à une énergie compétitive deviennent ainsi des paramètres structurants des stratégies industrielles.

dispositifs de sécurité et des modes de gouvernance de la donnée **(Voir P. 72,§3,1,3; P. 93 §3.3.6 ; et P. 88 3.3.4).** Dans un environnement marqué par des ruptures technologiques potentielles, cette consolidation des fondations permet de préserver des marges de manœuvre stratégiques et d'éviter des trajectoires d'investissement difficilement réversibles (**Voir P. 127 Chap. 6**).

Recommandations associées

- Prévoir des mécanismes de continuité et de résilience en cas de défaillance des services IA internes ou externes **(Voir P.23 §1.2.3.3 , et P. 93 §3.3.6).**

- Éviter les politiques de précaution purement défensives (« ouverture de parapluie ») : la gouvernance de l'IA doit s'appuyer sur une compréhension réelle des usages, des risques et des impacts organisationnels (**Voir P. 50 §2.1 et P. 96 §3.3.8)**.

- Contribuer aux évolutions du cadre réglementaire. L'ambition juridique doit s'équilibrer avec la soutenabilité économique. En particulier, réexaminer le régime applicable à l'IA à usage général (GPAI) afin d'en garantir la cohérence avec l'approche fondée sur le risque et les usages effectifs (**Voir P. 40 §1.5 et P. 47 §1.5.3**).

La question de la confiance ne se limite cependant pas à la conformité réglementaire. Elle engage la capacité des organisations à comprendre concrètement les usages et les risques associés. Une gouvernance reposant uniquement sur des logiques défensives, visant à se prémunir contre des responsabilités juridiques potentielles, peut freiner l'expérimentation et empêcher l'émergence de pratiques maîtrisées. L'ouvrage souligne ainsi l'importance d'ancrer la gouvernance dans une connaissance fine des impacts organisationnels et des transformations du travail **(Voir P.96 §3.3.8 et P. 59 §2.4)**. Par ailleurs, la dépendance croissante à des services d'IA externes introduit de nouveaux enjeux de continuité opérationnelle. Les architectures informationnelles deviennent plus interconnectées et plus sensibles aux défaillances techniques ou contractuelles. Anticiper ces risques suppose de mettre en place des mécanismes de résilience organisationnelle et technique permettant d'assurer la stabilité des activités **(Voir P.23 §1.2.3.3)**. Enfin, la confiance constitue un levier de différenciation stratégique. Les entreprises capables de démontrer la robustesse, la transparence et la responsabilité de leurs usages peuvent renforcer leur légitimité auprès des clients, des partenaires et des autorités publiques. Dans un environnement marqué par l'incertitude technologique, la capacité à articuler innovation et sécurisation devient ainsi un facteur de compétitivité.

Recommandations associées

- Stabiliser les fondamentaux avant tout projet IA en garantissant la qualité et l'accessibilité des données, en clarifiant leur gouvernance et en cartographiant les processus à transformer) **(Voir P. 19 §1.2.2, et P. 72 §3.1.3).**

- Réinterroger les processus pour identifier ce qui doit être simplifié, maintenu humain ou réellement transformé par l'IA afin d'éviter d'automatiser des activités sans valeur **(Voir P. 67 §3.1.1, et P.98 §3.3.9).**

- Adapter les systèmes d'information pour permettre l'industrialisation de l'IA, notamment en matière de stockage et de gouvernance des données, de sécurisation des environnements et d'intégration des modèles dans les applications métiers **(Voir P. 93 §3.3.6, et P. 20 §1.2.2.2)**.