SciencesPo
CHAIRE TRANSFORMATION DES ORGANISATIONS ET DU TRAVAIL

turning point
LEADERSHIP

REVUE DE LITTERATURE

IA, MANAGEMENT ET ORGANISATIONS

Les enjeux de l'IA générative

Louison Carroué, Sciences Po, CSO, Paris, France.

Mai 2026

Table des matières

Introduction **3**

Synthèse **4**

I. Le renouveau de l'IA dans les années 2010 et son traitement par la littérature : l'algorithme comme outil de contrôle ..... Erreur ! Signet non défini.

1.1 D'une vague à l'autre : remise en perspective du renouveau actuel de l'IA ..... **Erreur ! Signet non défini.**

1.1.1 Brève histoire de l'IA 7

IA symbolique versus connexionniste 7

Les deux précédents printemps de l'IA 7

1.1.2 Le renouveau des années 2010 8

La « revanche » des réseaux de neurones 8

L'IA comme objet de débat public et comme enjeu stratégique pour les organisations 9

La traduction de l'IA dans les organisations (2015-2022) : entre réalité et « IA-washing » 9

1.2 Le paradigme du « management algorithmique » 11

1.2.1 Des algorithmes totalisants, instantanés, interactifs et opaques 12

1.2.2 Les algorithmes comme outils de contrôle 13

Contrôle indirect et régime de gouvernement des conduites 13

L'évaluation permanente et l'automatisation de la fonction managériale 14

Quelles marges de résistance pour les travailleurs ? 15

1.2.3 Vers une « plateformisation » des organisations ? 15

2. L'IA générative dans les organisations : du fait accompli à une reprise en main par le management ? ... 18

2.1 Les spécificités des outils actuels 19

Un mode d'interaction standardisé et l'importance du prompting 19

La nature du résultat et du travail automatisé 20

Un outil polyvalent aux usages indéterminés 20

2.2 Les enjeux d'une régulation « après coup » de l'IA générative et de ses usages 21

2.1.1 D'un déploiement descendant à une diffusion par le bas ? 21

2.1.2 Un produit standardisé, développé et hébergé hors des organisations 22

Un outil étranger à l'organisation qui l'adopte 22

L'arbitrage entre produit générique et adaptation au contexte local 23

Quel rôle à l'avenir pour les départements data et IA ? 23

2.3 Les effets de ces outils sur le travail 24

2.2.1 Travailler avec un assistant 24

Remplacement et « augmentation » 24

Travailler avec des assistants génératifs 24

2.2.2 IA générative et compétences 25

Bien formuler ses requêtes (prompting) 25

Savoir quand (ne pas) utiliser l'outil 26

Risques de déqualification 26

2.2.3 L'impact sur la coopération 27

Une ressource pour simuler certains des bénéfices de la coopération ? 27

Un risque d'isolement et d'opacité sur les rôles 28

Propriété, responsabilité et confiance en ce qui est produit 28

Conclusion **30**

Bibliographie **32**

INTRODUCTION

Rares sont les technologies à s'être aussi rapidement invitées dans le quotidien de millions de travailleurs : en seulement quelques mois, les grands modèles de langage (LLM) popularisés par la sortie de ChatGPT en novembre 2022 ont fait irruption dans le fonctionnement de nombreuses organisations. Cette diffusion fulgurante s'inscrit dans un contexte marqué à la fois par des discours prophétiques portant sur les gains de productivité prêtés à ces outils et par des prévisions catastrophistes sur leurs effets, en particulier sur l'emploi. La nature des tâches qu'ils permettraient d'automatiser, au moins partiellement, n'est pas étrangère à l'effet de sidération qui semble saisir de nombreux acteurs du monde de l'entreprise et bien au-delà : le travail du savoir et de la création, jusqu'alors relativement préservé par les précédentes vagues d'automatisation, se trouve désormais directement visé.

Trois ans et demi après la sortie de ChatGPT, un corpus de travaux académiques commence à émerger sur les effets de ce qu'on nomme les « assistants » génératifs. Si l'IA générative ne peut être réduite à cette catégorie d'outils, ce sont bien ces derniers qui semblent en incarner la traduction marchande la plus utilisée dans les faits. La réalité que donnent à voir ces premières études paraît bien plus nuancée et complexe que les discours hyperboliques qui ont accompagné leur mise à disposition auprès du grand public. Cette mise à distance n'invalide pas pour autant les interrogations que l'adoption de ces outils invite à examiner : sur la production de l'expertise, sur la manière dont l'IA modifie les rapports de pouvoir au sein des organisations, sur les modalités de sa diffusion, sur la fiabilité de ses résultats, sur ses implications managériales, et plus généralement sur la diversité de ses usages et de ses effets.

Dans ce travail, nous proposons de réinscrire cette nouvelle vague d'outils dans la trajectoire plus longue de la production et de la diffusion, depuis une quinzaine d'années, de dispositifs algorithmiques au sein des organisations. L'assimilation récente de l'IA à ses applications génératives tend en effet à occulter des dynamiques plus anciennes. Dans la continuité du mouvement « *big data* » du début des années 2010 (Vayre, 2016), les organisations ont, dès le milieu de la décennie précédente, commencé à déployer des outils qualifiés « d'intelligents », sur lesquels la littérature académique dispose aujourd'hui d'un certain recul.

Nous tâcherons de faire apparaître à la fois des éléments de continuité et de rupture entre ces deux vagues. Nous montrerons comment la littérature qui s'est saisie des conséquences managériales et organisationnelles de l'IA à partir de la notion d'algorithme éclaire ces nouveaux outils tout en paraissant au moins partiellement inadaptée à certaines de leurs spécificités. Un renouvellement des cadres d'analyse paraît dès lors nécessaire. Nous présenterons les constats de la littérature encore émergente qui s'intéresse spécifiquement à l'IA générative.

Ce travail vise à dresser un modeste point d'étape sur un fait social dont les sciences humaines et sociales sont loin d'avoir épuisé l'analyse. Nous ne sommes en effet qu'au milieu du gué : de nombreux travaux ne manqueront pas d'affiner notre compréhension de ce phénomène dans les prochains mois et années. Nous tenterons de contribuer à ces réflexions en proposant, en clôture de cet état de l'art, quelques hypothèses et pistes d'investigation empiriques.

SYNTHÈSE

Cette revue est structurée en deux temps : nous reviendrons tout d'abord sur le renouveau de l'intelligence artificielle depuis une quinzaine d'années et sur les travaux qui ont questionné les effets de cette nouvelle vague d'outils sur les organisations, le travail et le management **(1)**.

Nous nous interrogerons ensuite sur les spécificités de l'IA générative à propos de laquelle la littérature commence tout juste à dessiner de premières pistes d'analyses **(2)**.

1. Le renouveau de l'IA dans les années 2010 et son traitement par la littérature : l'algorithme comme outil de contrôle

L'IA a une longue histoire qui remonte au milieu du 20ème siècle, où différents paradigmes se sont succédé. Le moment que nous connaissons depuis une quinzaine d'années est communément décrit comme celui d'un troisième « printemps » porté par les avancées du *machine learning*. Dans les cercles dirigeants d'organisations publiques et privées, la nécessité de mettre en œuvre des outils « intelligents » est progressivement devenue un impératif consensuel. Dans les faits, cette priorité a trouvé des traductions très diverses en termes de technologies, de champ d'application ou de finalité, et bon nombre de ces applications n'entretiennent parfois un lien que ténu avec l'IA entendue dans son sens académique (**1.1**).

Des travaux ont mis la lumière sur les conséquences organisationnelles et managériales de l'introduction de ces outils. Nous proposons de détailler les principales conclusions du paradigme du « management algorithmique » (**1.2**). Pour les auteurs de ce courant, les algorithmes introduits ces 15 dernières années se distinguent par leur caractère totalisant, interactif et opaque. Ils se présentent comme des dispositifs de contrôle du management sur les travailleurs, où le lien de subordination formel est dissimulé derrière un jeu sur des architectures de choix. Ce régime de contrôle met à profit les nombreuses données à disposition des organisations pour procéder à une évaluation permanente des travailleurs et à l'automatisation de certaines fonctions managériales. La portée de ces résultats interroge : cette littérature reste en effet très centrée sur une forme organisationnelle assez spécifique, les plateformes. Les tenants du management algorithmique défendent la thèse d'une « plateformisation » à l'œuvre dans les organisations plus traditionnelles.

2. L'IA générative dans les organisations : du fait accompli à une reprise en main par le management ?

La sortie de ChatGPT à la fin de l'année 2022, bientôt rejoint par des assistants concurrents, marque l'irruption soudaine de l'IA générative dans le quotidien des organisations. Si une partie des constats de la littérature s'intéressant aux outils de la vague précédente continue d'éclairer ce phénomène, certaines des spécificités de ces nouveaux assistants appellent à renouveler ces réflexions.

Ces outils se distinguent par un mode d'interaction standardisé où le *prompting* devient un enjeu central, par la nature de leurs résultats, par le type de tâche qu'ils automatisent, et par leur extrême polyvalence et l'indétermination de leurs usages (**2.1**).

Ils se distinguent également de la précédente vague d'algorithmes par leur mode de diffusion et d'adoption (**2.2**). Expérimentés de manière autonome et non supervisée par les travailleurs, les assistants génératifs tels qu'ils se sont diffusés ont opéré un déplacement fondamental pour le management et pour l'objet de la régulation qu'il exerce : il ne s'agit plus d'agir sur les conduites par l'IA dans une logique descendante, mais de tenter de réguler après coup l'usage de l'IA elle-même, alors qu'elle est déjà intégrée dans les pratiques routinières. Par ailleurs, le paysage actuel des outils génératifs reste dominé par une poignée de produits extrêmement génériques, ce qui soulève des problématiques d'adaptation de ces assistants versatiles à un contexte organisationnel local et plus généralement la question de la gouvernance de ce type d'innovations.

En termes d'effets sur le travail **(2.3)**, nous reviendrons d'abord sur la nécessité de penser le tandem formé par le travailleur avec ces outils interactifs. L'IA générative soulève par ailleurs des questions relatives aux compétences des travailleurs. De nouvelles compétences paraissent nécessaires pour exploiter le potentiel de ces outils, par exemple la capacité à bien formuler des requêtes ou encore à identifier les contextes d'utilisation pertinents ou non. D'autres compétences existantes pourraient aussi être affectées, avec notamment des risques de déqualification. Des conséquences sur la coopération semblent également se profiler. Si certains usages promettent de recréer une partie des bénéfices traditionnellement permis par la coopération, ces outils font dans le même temps peser des risques d'isolement et d'opacité sur les rôles. En diluant la paternité de ce qui est produit par les travailleurs, ils risquent également de brouiller la responsabilité et de nuire à la confiance entre pairs.

Nous conclurons en proposant des hypothèses de travail et des pistes d'investigation empirique pour des recherches ultérieures.

I. LE RENOUVEAU DE L'IA DANS LES ANNEES 2010 ET SON TRAITEMENT PAR LA LITTERATURE : L'ALGORITHME COMME OUTIL DE CONTROLE

L'intelligence artificielle connaît un regain d'intérêt dans les organisations depuis le milieu des années 2010, porté par les avancées dans le domaine du *machine learning* plus tôt dans la décennie. Derrière l'unicité apparente du terme « IA » se trouve en réalité une grande diversité d'outils et de technologies qui ne se limitent pas à cette seule famille d'algorithmes. Par ailleurs, l'IA fait l'objet d'une appropriation non académique par les organisations dans une acception souple et fluctuante. Nombre d'entre elles l'ont affichée comme une priorité stratégique dont le contenu a évolué au cours du temps, et dont le dernier représentant est l'IA générative.

Le paysage des outils expérimentés par les organisations a ainsi beaucoup changé en quelques années. On distinguera analytiquement deux moments dans la diffusion de l'IA dans les organisations sur la décennie écoulée. Un premier, du milieu des années 2010 au début des années 2020, dont les figures de proue sont les *chatbots* et les outils prédictifs, mais qui en réalité se rapporte à un ensemble plus large d'outils. Les sciences sociales se sont intéressées aux effets de ces dispositifs sur le travail, les travailleurs, et les organisations, notamment au travers de la question du « management algorithmique », approche qui s'est empiriquement appuyée sur l'étude des plateformes, forme organisationnelle à la pointe dans la mise en œuvre de ces outils. Nous reviendrons sur les apports et résultats de ce champ de la littérature qui ambitionne plus largement de décrire les évolutions contemporaines des organisations (Stark et al., 2024).

Un second moment a été initié avec le lancement de ChatGPT fin 2022 : si les outils précédents n'ont pas pour autant disparu, l'attention des entreprises se porte désormais aussi sur l'IA générative, qui était très peu représentée auparavant. Nous questionnerons la transposabilité des résultats de la première vague de littérature consacrée aux « algorithmes » à cette nouvelle génération d'outils.

1.1 D'UNE VAGUE À L'AUTRE : REMISE EN PERSPECTIVE DU RENOUVEAU ACTUEL DE L'IA

Dans son numéro de décembre 2025, le Time Magazine choisit de décerner son traditionnel titre de personnalité de l'année à un collectif que la revue désigne comme les « architectes de l'IA »[1]. La couverture du numéro est illustrée par une parodie de la photographie *Lunch atop a Skyscraper* et représente huit personnalités du secteur, au centre desquelles trône Sam Altman, PDG d'OpenAI, l'entreprise éditrice de ChatGPT. Dans son éditorial, le rédacteur en chef justifie ce choix de lauréat en affirmant que « cette année, personne n'a eu un impact plus important que les personnes qui ont imaginé, conçu et construit l'IA »[2], et annonce le potentiel transformateur de cette technologie sur

[1] *Time Magazine*, décembre 2025.
[2] « Why the Architects of AI Are TIME's 2025 Person of the Year", Sam Jacobs, *Time Magazine*, décembre 2025. Les traductions proposées dans cette revue de littérature sont réalisées par nos soins.

l'économie et la société. Ce récit d'un moment inédit de bascule en train d'advenir est emblématique de la couverture médiatique de l'intelligence artificielle depuis la sortie de ChatGPT, outil qui en est venu à désigner, pour le grand public, ce que l'on entend communément par « IA ». Mais celle-ci s'inscrit dans une histoire au plus long cours et se rapporte à un ensemble bien plus large de technologies.

1.1.1 Brève histoire de l'IA

IA symbolique versus connexionniste

Le renouveau d'intérêt pour l'intelligence artificielle que nous traversons ne date pas de la sortie de ChatGPT en novembre 2022, mais remonte à la première moitié des années 2010 avec les progrès réalisés dans le domaine de l'apprentissage automatique (*machine learning*) et l'un de ses sous-champs, l'apprentissage profond (*deep learning*).

Le *machine learning* s'inscrit dans la grande famille des techniques dites connexionnistes, en opposition avec les approches symbolistes. L'IA symboliste porte une vision logicienne de l'intelligence : elle repose sur des systèmes de règles. La mise en œuvre de ce type d'approches nécessite de constituer des bases de savoir et de modéliser des procédures reliant des ensembles de conditions à des actions. Cette démarche est déductive et déterministe : le résultat obtenu et le chemin emprunté par l'algorithme sont paramétrés à l'avance par ses concepteurs. L'approche connexionniste, aujourd'hui dominante, s'inspire quant à elle de la façon dont fonctionne le cerveau humain avec des réseaux de neurones artificiels. La construction de modèles repose sur des phases d'apprentissage par l'exemple de motifs statistiques récurrents à partir de grandes quantités de données. Cette approche est non déterministe et fondamentalement inductive (Boelaert et al., 2018; Cardon et al., 2018).

Les deux précédents printemps de l'IA

L'histoire de l'IA est souvent narrée comme une alternance de phases d'intérêt soutenu – les « printemps » de l'IA – marquées par des progrès dans la discipline et des investissements publics et privés conséquents, et des périodes de désintérêt, les « hivers » (*Ibid.*; Floridi, 2020). Si d'autres travaux cherchent à nuancer ce récit de l'histoire de ce champ (Haigh, 2023), il présente néanmoins l'avantage de donner à voir la nature cyclique de l'alignement et des désalignements de réseaux d'intérêts académiques, politiques et économiques, autour de ces technologies. Dans cette représentation, les différentes vagues d'IA qui se sont succédé au cours du temps ont été porteuses de logiques, de paradigmes et d'applications au champ des organisations bien différentes.

Le premier printemps de l'IA est daté à la décennie qui va de la fin des années 1950 à la fin des années 1960, et l'approche dominante est celle du connexionnisme. Un des puissants moteurs de financement de ces recherches est l'intérêt de l'armée américaine pour ces technologies dans un contexte de guerre froide. Les avancées de cette vague sont pour beaucoup restées confinées aux espaces académiques et militaires et n'ont pas donné lieu à des produits commerciaux destinés au grand public ou aux entreprises. La puissance de calcul limitée des ordinateurs de l'époque empêche de toute façon la pleine réalisation du rêve connexionniste. Au début des années 1970, la discipline connaît son premier hiver : le décalage entre les promesses des promoteurs de ces technologies et le caractère finalement assez déceptif des capacités réelles des outils développés amène les financeurs, en particulier militaires, à se désinvestir (Cardon et al., 2018, p. 190). Cet hiver marque un premier désalignement des réseaux d'intérêts qui avaient porté la discipline à son premier printemps.

Dans les années 1980, le second printemps de l'IA est quant à lui dominé par le paradigme symbolique. Ces programmes à base de règles connaissent cette fois-ci des applications hors des champs académiques et militaires, par le biais des *systèmes experts*. Ils visent une grande diversité d'applications dans les organisations, pour automatiser et outiller l'expertise dans des domaines comme la logistique, les systèmes d'information ou encore la finance (Eom, 1996). Mais les discours prophétiques annonçant que les travailleurs seraient bientôt entourés de machines intelligentes auxquelles déléguer leur prise de décision ne se réalisent pas. Ces systèmes sont difficiles à développer : ils nécessitent un important travail de modélisation, d'abstraction et de mise en probabilité de procédures pour construire des « cathédrales de règles » (Cardon et al., 2018, p. 192). Les développeurs de ces outils et les organisations qui souhaitent y avoir recours se heurtent aux limites du présupposé fondamental de cette approche, la possibilité même de modéliser intégralement toutes les dimensions de l'expertise (Collins, 1990). Bien que certains de ces systèmes aient effectivement été utilisés en situation réelle, beaucoup de projets sont arrêtés au stade de prototype ou ont finalement couvert un champ d'utilisation largement réduit par rapport au périmètre initialement envisagé (Gill, 1995). Le marché des systèmes experts pour les organisations s'effondre, et les déceptions issues du décalage entre promesses et réalité sonnent le glas du second printemps de l'IA (Coats, 1988; Ridley, 2024; Cardon et al., 2018).

1.1.2 Le renouveau des années 2010

La « revanche » des réseaux de neurones

Dans leur célèbre article de 2018 pour la revue *Réseaux*, Dominique Cardon, Jean-Philippe Cointet et Antoine Mazières relatent le moment d'effervescence que constitue le début de la décennie 2010 pour l'espace académique de l'IA qui rentre dans un nouveau printemps. Longtemps marginalisé et considéré par certains comme une impasse, l'apprentissage automatique connaît des progrès spectaculaires et s'impose en quelques années comme la locomotive qui va renouveler la discipline. Son avènement acte la « revanche des neurones » (*Ibid.*) sur l'approche logicienne de la précédente vague d'IA.

Deux facteurs contribuent à ce succès. Tout d'abord, la puissance de calcul et l'efficacité des puces nécessaires à l'entraînement et l'exécution de ces programmes ont explosé en quelques décennies (Sun et al., 2020), permettant l'avènement de modèles avec un nombre de paramètres bien plus élevé. Par ailleurs, davantage de données sont désormais disponibles pour réaliser ces entraînements. Le retour sur le devant de la scène de l'approche connexionniste est en effet concomitant avec la constitution de bases de données publiques et privées dans des volumes inédits (Kitchin, 2014). Les acteurs publics initient des politiques d'*open data* (Goëta, 2016) à partir de la fin de la décennie 2000, tandis qu'un phénomène similaire s'observe dans d'autres organisations avec le *big data* (Vayre, 2016). Cette vague de *machine learning* et de *deep learning*, plus puissante et efficace que les algorithmes qu'elle remplace, trouve des applications dans de nombreux champs d'utilisation. Parmi les plus couramment mis en avant on retrouve par exemple la vision par ordinateur, la reconnaissance vocale, le traitement naturel du langage, ou encore des applications médicales (LeCun et al., 2015; Jordan et al., 2015).

L'IA comme objet de débat public et comme enjeu stratégique pour les organisations

La publicisation de ces avancées reste d'abord cantonnée aux cercles académiques, mais à partir du milieu de la décennie 2010, l'IA devient un objet de débat pour le grand public, qui commence alors à être abondamment couvert par les médias généralistes. L'impact qu'aura l'IA sur le travail, l'emploi et la productivité devient l'un des modes de cadrage dominant (Ittefaq et al., 2025). Dans cette perspective, l'IA est conçue comme une nouvelle étape de l'automatisation. La question du risque de destruction d'emplois devient alors centrale.

Notons à ce titre le rôle moteur d'acteurs spécialisés dans la prévision de tendances technologiques et économiques. Dans le champ universitaire, l'article de l'économiste et historien Carl Benedikt Frey et du chercheur en *machine learning* Michael Osborne (2013), tous deux en poste à Oxford, connaît un retentissement considérable. Ceux-ci annoncent que 47% des emplois aux États-Unis seraient à haut risque d'être automatisés à un horizon de 10 à 20 ans. Ce chiffre sera repris pendant des années dans les médias et dans des rapports d'entités publiques. D'autres chercheurs adoptent une approche plus nuancée, notamment en opérant une distinction plus fine entre les *tâches* spécifiques susceptibles d'être automatisées et les *métiers* – ces derniers n'étant plus conçus comme une simple somme de tâches (Autor, 2015).

D'autres acteurs hors du monde académique se sont également prêtés au jeu de la prévision, mais avec des résultats moins alarmistes que Frey et Osborne. Nous pouvons par exemple citer le rôle d'organisations supranationales comme l'OCDE[3], celui de cabinets de conseil comme Deloitte ou McKinsey, ou encore la place centrale des « analystes », experts des systèmes d'information spécialisés dans la production de prévisions comme Forrester ou le Gartner (Pollock, Williams, 2016). Ce dernier type d'acteurs, dont les directeurs de systèmes d'informations et autres *chief data officers* constituent la clientèle, ont joué un rôle central dans la diffusion d'une croyance commune dans la nécessité d'adopter des outils d'intelligence artificielle au sein des organisations. Dans ce contexte, il n'est pas étonnant que la puissance publique s'empare de ce sujet. En France, le rapport « France IA » (2017) puis le rapport dit « Villani » (2018) marquent un tournant dans l'activisme que jouera par la suite l'État dans la promotion de l'intelligence artificielle. Ces deux rapports insistent sur l'importance de transposer les avancées de la discipline en outils utilisés en situation réelle dans les organisations.

Du côté des entreprises privées, la mise en place des outils d'intelligence artificielle devient un enjeu de gouvernance à la même période et ce sujet est progressivement pensé par les directions de grands groupes comme un impératif stratégique. Nous constatons par exemple la place grandissante de cette question dans les publications réglementaires des grands groupes français sur la période (Carroué, 2026).

La traduction de l'IA dans les organisations (2015-2022) : entre réalité et « IA-washing »

Dresser un portrait fidèle et intelligible du paysage d'outils déployés sous l'appellation « IA » en entreprise sur la période 2015 à 2022 est une tâche ardue tant il est hétéroclite (cf. infra). Cette mise en garde énoncée, des tendances générales peuvent néanmoins être établies. Distinguons tout d'abord deux grandes figures de proue de la vague d'IA telle qu'elle s'est diffusée à partir de 2015 dans les organisations : les agents conversationnels et les outils prédictifs.

[3] L'OCDE affirme en 2016 que 9% des emplois parmi ses pays membres sont à risque d'automatisation. Arntz, Melanie, Terry Gregory, et Ulrich Zierahn. « The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis ». *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, mai 2016. https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en.

Les agents conversationnels ne datent pas du troisième printemps de l'IA ; dans les années 1960 déjà, des chercheurs mettaient au point la première génération de *chatbots* (Weizenbaum, 1966; Relieu et al., 2020). Ceux-ci opèrent un retour sur le devant de la scène spectaculaire au milieu des années 2010 et deviennent une incarnation centrale de cette nouvelle vague d'IA en entreprise. Plusieurs facteurs concourent à cela. Citons tout d'abord les progrès dans le traitement naturel du langage (NLP) avec les avancées du *deep learning* dans le domaine[4]. Le caractère anthropomorphique de ces outils (Becker, 2020) en fait de surcroît une technologie idéale pour donner un visage à cette nouvelle vague d'IA. Par ailleurs, cet outil présente l'avantage de s'adapter à des contextes d'utilisation nombreux et variés. À titre d'exemples, on voit déferler sur la période des *chatbots* commerciaux qui interagissent avec les clients (Esteban, 2020), des agents conversationnels utilisés comme outil interne pour assister et rationaliser le travail des salariés (Bertrand 2023, 214-222 287-297), ou encore utilisés comme base de connaissance interne, pour décharge d'autres services comme les RH (Gras Gentiletti, 2023).

Les outils prédictifs entretiennent eux aussi un lien étroit avec les avancées dans le domaine de l'apprentissage automatique, au moins conceptuellement, sans pour autant toujours les mobiliser[5]. Le présupposé central de ces outils est que l'identification de motifs récurrents sur des jeux de données du passé permet de construire des modèles pour prédire le futur. Soulignons à nouveau le champ d'application très vaste de ce type d'approches dont nous ne pouvons ici lister toutes les utilisations : prédire le comportement de clients ou un prix optimal, formuler des recommandations (Vayre, 2018), anticiper le risque de récidive criminelle (Christin, 2017), réaliser des opérations de maintenance de manière préventive (Boulch et al., 2021), *etc*. Les organisations voient ainsi déferler des projets de « machines à prédire » (Benbouzid et al., 2018).

Ces deux porte-étendards sont loin d'épuiser le répertoire des outils déployés sur la période sous l'appellation « IA ». Notons tout d'abord que les applications possibles du *machine learning* ne se limitent pas à ces deux cas emblématiques. Plus fondamentalement, derrière le terme parapluie (Rip et al., 2019; Pierre-Benoît Joly, 2013, p. 240) « IA » se trouvent rassemblés une grande diversité de technologies, de contextes d'utilisation et de finalités. Cette hétérogénéité dans la réalité de l'IA au sein des organisations s'explique par la réappropriation stratégique de cette catégorie, devenue un mot d'ordre pour les directions et un signe de respectabilité marchande. Ainsi, selon l'acteur qui l'emploie, l'IA pourra tantôt se rapporter aux technologies de la famille du *machine learning*, ou dans des acceptions bien plus lâches, à tout dispositif algorithmique paraissant un tant soit peu sophistiqué. On retrouve également des outils s'apparentant aux systèmes experts de la précédente période, qui retrouvent au moins en partie des lettres de noblesse en ce nouveau printemps de l'IA. Cette plasticité de la catégorie est renforcée par l'opportunisme d'un certain nombre d'acteurs marchands proposant des produits sous l'appellation « IA » et qui participent à la construction d'une économie des promesses techno-scientifiques (Pierre-Benoit Joly, 2010; Audétat (ed.), 2015) pour capter des ressources financières et symboliques. Une approche critique serait tentée de désigner le phénomène comme de l'« IA washing » (Bertrand 2023, 19), une expression à forte charge normative. Nous nous contenterons ici de qualifier ces pratiques de réappropriations marchandes où l'IA semble jouer le rôle d'un label.

[4] Notons néanmoins que ceci n'est pas une condition strictement nécessaire. Au début de la période, certains des *chatbots* déployés en entreprise ne bénéficient pas de ces avancées et continuent à faire appel à des règles statistiques moins sophistiquées comme la détection d'occurrences de termes (Esteban, 2020, p. 211).

[5] Comme pour les *chatbots*, l'avènement d'une nouvelle génération d'algorithmes de *machine learning* n'est pas une condition strictement nécessaire à la construction de tels outils. L'utilisation de techniques statistiques déjà éprouvées et également mobilisées dans l'apprentissage automatique, comme la régression, permettait déjà de construire des modèles prédictifs (Vayre, 2018, p. 74). Une partie des outils prédictifs de la période ne mobilise pas de *deep learning*.

1.2 LE PARADIGME DU « MANAGEMENT ALGORITHMIQUE »

Que nous apprennent les sciences sociales des effets sur les organisations de la vague d'outils catégorisés comme « intelligents » du début de troisième printemps de l'IA ?

La littérature qui s'intéresse au « management algorithmique »[6] est souvent convoquée pour comprendre les conséquences managériales et organisationnelles de ces dispositifs. Quelques réflexions liminaires paraissent néanmoins nécessaires avant d'en exposer les principaux résultats.

L'utilisation de cette littérature pour penser les conséquences spécifiques de l'IA présente le risque de quelques malentendus. Si les auteurs de ce courant et ceux qui le mobilisent s'inscrivent résolument dans les débats académiques contemporains sur les effets de l'IA, c'est au prix du maintien d'une ambiguïté sur leur objet d'étude. Les flottements conceptuels soulignés précédemment sur la réception de la catégorie « IA » par les organisations se reflètent sur ce champ académique qui prend comme point d'entrée la notion d'*algorithme*. Cette approche ne s'intéresse donc pas exclusivement à l'IA dans son acception académique, et *a fortiori* aux technologies au cœur de son troisième printemps. Elle reprend plutôt un sens proche de la réception indigène de cette catégorie, dans un périmètre volontairement étendu. Cette littérature ambitionne ainsi de développer une pensée systémique de ce phénomène en opérant une montée en généralité à propos des effets de l'algorithmie sur le travail, les travailleurs et les relations de pouvoir.

Si ces précisions peuvent sembler spécieuses, elles sont en réalité utiles pour ne pas tomber dans le travers de la dramatisation de l'apparente nouveauté de l'IA dans son sens le plus lâche. Un certain nombre des conclusions du courant du management algorithmique ne sont pas spécifiques au moment présent ou au *machine learning* et s'inscrivent dans la continuité d'études antérieures sur l'automatisation du travail ou sur l'informatisation des organisations. Cette littérature a néanmoins le grand mérite d'actualiser la réflexion sur ces objets en s'intéressant à leurs formes les plus contemporaines.

Soulignons également dans ce courant une forte représentation de certains types spécifiques d'algorithmes, en particulier ceux utilisés pour la conduite de transactions marchandes[7] et le *management* des travailleurs. Ces frontières sont de toute façon poreuses, tant cette perspective pense les algorithmes comme des dispositifs de contrôle dans la mesure où ils touchent, pour la plupart, à des enjeux de coordination. Cette surreprésentation s'explique par le tropisme du *management* algorithmique vers la forme organisationnelle spécifique des plateformes (Watkins et al., 2018; Stark et al., 2020), entreprises en effet à la pointe dans la mise en œuvre de tels algorithmes pour encadrer leurs travailleurs. À partir de l'étude d'entreprises comme Uber, Airbnb, ou encore Deliveroo, ces travaux défendent en effet la thèse que nous assistons ces deux dernières décennies à l'émergence d'un nouveau type d'organisation. Les plateformes sont pensées, dans les définitions les plus ramassées, comme des infrastructures de coordination de l'action qui s'appuient sur des dispositifs numériques (Srnicek et al., 2017). À un niveau de généralité moindre, les plateformes sont souvent caractérisées par la mise en évidence de différences vis-à-vis de ce qu'auraient été jusqu'alors des formes organisationnelles plus classiques (Stark et al., 2024).

[6] Citons parmi les représentants de ce que nous désignons sous cette appellation des auteurs comme Katherine Kellogg (Kellogg et al., 2020) ou David Stark (Rosenblat et al., 2015; Watkins et al., 2018; Stark et al., 2020; Stark et al., 2024).

[7] On pense ici par exemple à des algorithmes d'appariement (Möhlmann et al., 2021; Simioni et al., 2024) – entre un coursier et une commande par exemple, ou de calcul de prix (Binns et al. 2025).

Nous reviendrons sur ce point et discuterons de la transposabilité des résultats de cette littérature hors du champ des plateformes. Pour les tenants du management algorithmique, un mouvement de plateformisation des organisations est actuellement à l'œuvre (*Ibid.*). Autrement dit, les plateformes seraient l'incubateur de logiques managériales et de dynamiques organisationnelles en train de se répandre hors de leur milieu d'origine.

Nous présenterons les principes de ce paradigme pour ensuite les mettre en dialogue avec les développements les plus récents de l'IA générative qui, selon nous, appellent à renouveler ce cadre d'analyse.

1.2.1 Des algorithmes totalisants, instantanés, interactifs et opaques

Dans leur revue de littérature sur les « algorithmes au travail », Katherine Kellogg, Melissa Valentine et Angèle Christin proposent de penser les dispositifs algorithmiques[8] comme de puissants instruments de contrôle à la main des employeurs pour reconfigurer le rapport de force avec des travailleurs qui en retour « résistent et défendent leur autonomie » (Kellogg et al., 2020, p. 369). Les autrices affichent leur volonté de dépasser le cas des plateformes pour proposer un modèle théorique sur les nouveaux rapports de pouvoir entre travailleurs et management à l'ère des algorithmes. Cette publication est emblématique du courant du *management* algorithmique dont elles proposent de faire la somme.

Les chercheuses caractérisent ce qui représenterait les spécificités de la nouvelle vague d'algorithmes utilisés dans des contextes de travail à l'ère du « *big data* » et du « *machine learning* » (p.371). Ils se distingueraient tout d'abord de précédents outils managériaux par leur caractère *totalisant* (« *comprehensive* », p.371) : ils mettent en données une plus grande diversité de dimensions de l'activité et sont omniprésents dans les organisations. La multiplication de capteurs et de données disponibles permet en effet de collecter davantage d'informations sur l'environnement de travail et sur les travailleurs. Par ailleurs, ces outils sont remarquables par leur *instantanéité* : en s'appuyant sur des capacités de calcul accrues et une meilleure mise en réseau des données collectées, ils automatisent la production de l'information. Les plateformes peuvent calculer, sauvegarder et communiquer en temps réel des informations et métriques avec les travailleurs et managers ; le *feedback* et l'évaluation sont intégrés en continu dans le processus de production de manière interactive à mesure que le travail est réalisé.

Enfin, un dernier élément spécifique à cette vague d'algorithmes est leur *opacité*. Kellogg, Valentine et Christin relèvent trois raisons principales qui concourent à faire de ces algorithmes des « boîtes noires », en reprenant les travaux de Jenna Burrell (2016). La première repose sur un choix délibéré de la part de l'employeur qui a mis en place ce type de dispositif de garder secrètes leurs logiques internes. La seconde est la nécessité, pour celui qui interagit avec l'outil, de disposer de connaissances techniques suffisantes pour comprendre son fonctionnement. Enfin, le caractère intrinsèquement opaque du *machine learning* est la troisième raison avancée.

[8] Les autrices adoptent une définition large des algorithmes couverts par leur étude ("*computer-programmed procedures for transforming input data into a desired output*", p.366).

La question de l'algorithme comme boîte noire est un motif récurrent de la littérature qui s'est penchée sur cette première vague du renouveau de l'intelligence artificielle du milieu des années 2010 (Pasquale, 2015; Burrell, 2016; Christin, 2020). Attardons-nous un instant sur cette question. Il s'agit d'abord de distinguer selon quel point de vue se pose ce problème d'opacité. Pour les travailleurs, il est permis de penser que la question de l'opacité des outils utilisés au travail n'est pas fondamentalement nouvelle et qu'elle ne peut, de ce point de vue, être présentée comme une spécificité du *machine learning* (Pillon, 2014, p. 239; Chiapello et al., 2013, p. 147; Burrell, 2016, p. 2). Il est finalement assez courant que les utilisateurs finaux ne connaissent pas le fonctionnent précis des outils et dispositifs qui les entourent, sans que cela ne les empêche de les réinvestir en tâtonnant, pour en faire des « boîtes grises » (Dodier, 1993, p. 128) et en jouant leur propre rôle de construction des usages (Akrich, 1990). En ce sens, si l'on s'intéresse aux conséquences managériales de ce type de dispositifs du point de vue de leur réception par les travailleurs, leur caractère opaque ne doit pas être dramatisé comme un enjeu fondamentalement nouveau. Déjà dans les années 1980, la complexité des systèmes experts, pourtant formellement explicables, était pensée comme une menace pour leur transparence et leur compréhension par les utilisateurs (Davis, 1982, p. 21). En ce qui concerne cette fois-ci la *conception* de ces outils, le *machine learning* pose en effet des problèmes d'explicabilité et de responsabilité pour ceux qui les développent. Les difficultés à rendre compte a posteriori et de manière intelligible les raisons ayant conduit à la découverte de corrélations à partir de jeux de données est un problème technique, juridique, éthique et épistémologique prégnant (Burrell, 2016; Boelaert et al., 2018; Desmoulin, 2024). Par ailleurs, cette opacité se conjugue avec les éventuels biais des données d'entraînement, induisant un risque majeur de reproduction d'inégalités sociales existantes (Garcia, 2016; Silva et al., 2018).

1.2.2 Les algorithmes comme outils de contrôle

Kellogg, Valentine et Christin proposent une typologie autour de six « R » pour penser les mécanismes de contrôle managérial par les algorithmes : *recommending, restricting, recording, rating, replacing, rewarding*.

Contrôle indirect et régime de gouvernement des conduites

Les deux premiers R du modèle se rapportent au *contrôle* en apparence indirect des travailleurs par l'employeur dans l'exécution de leurs tâches. Par des mécanismes de *recommandation*, les administrateurs de ces outils peuvent inciter les travailleurs à prendre une décision plutôt qu'une autre sans formellement les y contraindre. Son pendant négatif, la *restriction*, permet de ne mettre à disposition des travailleurs que certaines informations, pour à nouveau peser sur leurs choix et comportements. Les autrices avancent l'argument que ces mécanismes de restrictions et de recommandations sont au service de dynamiques de morcellement du travail : cette assignation « douce » entretient une congruence avec le découpage en micro-tâches réparties selon des mécanismes cachés. Ces dispositifs reposent sur des situations bien connues d'asymétries d'informations (Akerlof, 1970), l'employeur disposant d'éléments qu'il choisit de ne transmettre que partiellement au travailleur en fonction de ses propres intérêts. Ces mécanismes d'occultation sont

typiques des entreprises de plateforme comme Uber (Rosenblat et al., 2015; Lee et al., 2015) et se traduisent par exemple par l'impossibilité pour un conducteur d'accéder à l'avance à certaines informations sur le passager ou la course avant de l'accepter, ces informations étant pourtant utilisées par l'algorithme chargé d'assigner ces tâches.

Tous ces éléments s'inscrivent dans une approche du *management* résolument comportementaliste (Bergeron et al., 2018) : l'une des modalités principales de contrôle repose sur le design d'architectures de choix orientées selon une finalité cachée et par des mécanismes de *nudge*. Des auteurs vont jusqu'à parler de « main expérimentale » (Rahman et al., 2023) pour désigner ce régime de gouvernement des conduites : contrairement à une organisation classique dont les règles seraient davantage stabilisées, le *management* algorithmique modifie continuellement les paramètres selon des optimums calculés en temps réel. Il s'agit en bref d'un terrain de jeu rêvé pour l'économie comportementale appliquée.

L'autonomie des travailleurs s'en trouve grandement limitée. L'organisation du travail en micro-tâches réalisées individuellement isole les travailleurs et limite la communication directe avec des pairs. L'automatisation des tâches managériales renforce cet isolement et limite les marges de manœuvre : le travailleur n'a pas de supérieur direct avec lequel interagir, négocier ou contester d'éventuels ordres et sanctions, ces tâches managériales étant transférées à des fonctions support à distance ou entièrement automatisées. Ceci est particulièrement visible dans le cas des conducteurs de plateformes comme Uber (Rosenblat, 2018).

L'évaluation permanente et l'automatisation de la fonction managériale

Les deux R suivants du modèle correspondent à des mécanismes d'*évaluation* des travailleurs. L'*enregistrement* constant des travailleurs par des procédures automatisées qui agrègent un large corpus de données détaillées est le pilier de cette évaluation. La supervision du travail par des données n'est pas nouvelle, mais ces volumes ont considérablement augmenté et les autrices avancent l'argument que le caractère instantané de cette supervision est un trait distinctif de cette vague d'algorithmes. Ces données viennent outiller l'*évaluation* des travailleurs, en mêlant des éléments quantitatifs et qualitatifs sur leur performance, et en les mettant en relation avec d'autres données de sources internes et externes. Les autrices soulignent le caractère prédictif des algorithmes d'évaluation comme un autre élément spécifique de ces modes d'évaluation.

Attardons-nous sur la place centrale occupée par les métriques dans le management algorithmique. Elles prennent la forme d'un capital réputationnel conditionnant le maintien de l'accès à l'emploi, qu'il s'agit donc d'entretenir et de préserver (Gandini, 2016). Elles s'inscrivent plus largement dans des mécanismes de distribution inégalitaires qui créent des primes au vainqueur avec un risque constant d'éviction (Casilli, 2019). Dans le cas des plateformes, la notation par les clients transfère le lien de subordination du manager vers l'algorithme et le consommateur (Abdelnour et al., 2018).

Les deux derniers R du modèle se rapportent aux mesures *disciplinaires* indexées sur la performance évaluée en temps réel. La sanction négative prend la forme d'un *remplacement* rapide et parfois même automatique des travailleurs les moins performants par d'autres, selon des seuils d'alerte. Ceci est permis par la mise en œuvre de dispositifs de recrutement automatisés et quasi instantanés. La sanction positive prend quant à elle la forme de *récompenses* automatiques des travailleurs les plus performants, par le biais de promotions, de bonus de rémunération. Ces récompenses sont calculées et attribuées en temps réel et selon une logique de ludification. L'un des piliers de ce régime de gestion des travailleurs repose ainsi sur la « délégation de fonctions managériales à des algorithmes » (Jarrahi et al., 2021, p. 1).

Quelles marges de résistance pour les travailleurs ?

Face au management algorithmique, les travailleurs résistent et tentent de regagner des marges d'autonomie. Cette lutte passe par exemple par un travail de *rétro-ingénierie* : les travailleurs cherchent à comprendre le fonctionnement de l'algorithme, partagent leur expérience et constituent des bases de connaissance sur ses modes de calcul (Cant, 2019). Ces connaissances sont mises en œuvre pour subvertir l'algorithme et le manipuler, seul, ou en se coordonnant avec d'autres travailleurs (McDaid et al., 2023). Une autre modalité de résistance est de s'extraire des canaux officiels d'interaction de l'organisation pour investir des espaces parallèles n'étant pas régis par ces outils. Dans le cas des plateformes, le travailleur peut choisir de négocier en direct avec le client pour contourner la médiation algorithmique. Les travailleurs peuvent également se rassembler dans des canaux de communication externes pour se coaliser (Cant, 2019).

1.2.3 Vers une « plateformisation » des organisations ?

Les tenants du management algorithmique affichent leur ambition de dépasser le cas spécifique des plateformes. Cependant, la plupart des études empiriques de ce courant restent centrées sur cette forme organisationnelle[9] et certaines de leurs conclusions paraissent difficilement transposables à d'autres contextes.

Prenons par exemple l'enjeu central de la nature du lien de subordination et des mécanismes de contrôle, étroitement liés au rapport non salarié de nombreuses plateformes à leurs travailleurs. La reconnaissance de ce lien présente en effet un risque légal de requalification du « partenariat » en contrat de travail, ce qui remettrait en question le modèle même de ces plateformes (Abdelnour et al., 2018; Gomes, 2019; Jeammaud, 2020). Ceci explique en grande partie l'importance pour ces organisations d'avoir recours à des formes indirectes et douces de gouvernement des conduites et la possibilité de rendre leurs travailleurs à ce point substituables et remplaçables. Si l'on retrouve bien entendu ce recours à des travailleurs non-salariés dans d'autres contextes organisationnels, le rapport salarial reste aujourd'hui la norme.

Plus généralement, les plateformes présentent l'originalité d'être pensées et construites autour de ces dispositifs algorithmiques. Pour des organisations plus traditionnelles, on peut poser l'hypothèse que les algorithmes ont une dimension moins totalisante : si de tels outils peuvent s'y greffer, ils ne forment pas un réseau aussi cohérent et leur emprise n'y atteint probablement pas une dimension aussi systématique.

Des travaux du courant du management algorithmique se sont spécifiquement intéressés au cas de formes organisationnelles plus classiques. Tout en reconnaissant que l'usage de dispositifs similaires à ceux des plateformes y reste embryonnaire, des auteurs affirment que leurs logiques de contrôle s'y transposent. Ces outils ont pour double effet de déplacer la balance de pouvoir des travailleurs vers le management, entendu comme entité collective, mais en même temps de déposséder individuellement les managers de leur pouvoir individuel et discrétionnaire. Ainsi, un transfert de la charge de la décision managériale s'opérerait vers les outils, ce qui pose des questions d'imputabilité, de responsabilité et de justification de la décision (Jarrahi et al., 2021).

[9] Notons parmi les exceptions à ce constat les travaux d'Angèle Christin sur le journalisme et la justice prédictive (Christin, 2017).

Ce projet de transposition des conclusions du management algorithmique à l'ensemble des organisations trouve son aboutissement dans l'article publié par David Stark et Pieter Vanden Broack dans *Organization Theory* (2024). Les auteurs y exposent leur volonté de proposer une théorie plus générale des changements dans les organisations en documentant le « style de management organisé autour des pratiques algorithmiques » (p.2) :

> *"Identifying the platform as the organizational form most characteristic of algorithmic management does not mean, of course, that the platform is its exclusive locus. [...]*
>
> *Thus, when we write about the platform as algorithmic management's characteristic organizational form, we have in mind more than the continued growth of streaming, social media, and e-commerce platforms. That is, we think about an ongoing and intensifying "platformization"* (Frenken et al., 2021; Plantin et al., 2018; Power, 2022) *in which more and more economic, political, and social activities will be algorithmically managed on some kind of platform model."* (Stark et al., 2024, p. 6-7)

Cette plateformisation porte avec elle un certain nombre d'évolutions pour les organisations gouvernées par les algorithmes par rapport à d'autres formes précédentes de management. Les auteurs distinguent trois idéaux-types managériaux dominants qui se sont succédé autour du temps, associés à trois formes typiques d'organisation : l'organisation scientifique du travail, dont le lieu emblématique est l'*usine*, le management collaboratif post-bureaucratique, typique de la forme du « *projet* », et le management algorithmique, associé aux *plateformes*.

Ces formes de management ont successivement mis l'emphase sur différents types de *problèmes* auxquels apporter une réponse. Pour l'organisation scientifique du travail, il s'agissait surtout de superviser directement le travail tandis que dans l'idéal post-bureaucratique, le problème principal à résoudre est celui de la coordination des spécialistes et des savoirs dans la firme, selon les besoins du projet. Dans le management algorithmique, les enjeux des formes précédentes restent présents, mais l'une de ses préoccupations nouvelles est la gestion des relations entre le dedans et le dehors de la firme (salariés, travailleurs, fournisseurs, clients). Dans ce paradigme, tous ces acteurs sont considérés comme des « utilisateurs », managés algorithmiquement. Il convient d'insister sur ce point central de cette théorie : la plateformisation des organisations se manifesterait par un brouillage des frontières de l'organisation, qui deviennent de plus en plus évanescentes et floues, s'émancipant de contraintes légales, techniques et organisationnelles qui permettaient auparavant, selon les auteurs, des délimitations plus claires.

En termes d'idéologie sous-jacente, l'organisation scientifique du travail valorisait d'abord l'efficacité et la productivité, tandis que dans le paradigme post-bureaucratique, l'accent est d'abord mis sur la flexibilité, le tissu relationnel de la firme devant s'adapter aux besoins du projet. Le management algorithmique reprend cet idéal de flexibilité, avec des règles du jeu changeant en continu, mais son idéologie est avant tout centrée autour de l'*immédiateté*. Le terme doit être entendu dans deux sens : celui d'instantanéité (du calcul, de la mise en donnée, de la décision, etc.) mais aussi de suppression des médiations, en portant l'idéal d'un accès direct et d'une supervision en direct à l'ensemble de l'organisation.

Les auteurs distinguent également différents régimes de responsabilité pour les travailleurs (*accountability*) pour chacun de ces idéaux-types. Dans l'organisation scientifique du travail, les comptes sont rendus de manière hiérarchique, l'autorité formelle est pensée comme principalement verticale. Dans l'idéal post-bureaucratique, cette responsabilité comporte une dimension collaborative et latérale : les liens d'interdépendance de la forme projet impliquent de rendre des comptes à toutes les parties prenantes. Pour le cas du management algorithmique, la responsabilité

est qualifiée d'enchevêtrée[10] : les auteurs convoquent l'image d'un triangle, avec à son *apex* le management qui contrôle l'infrastructure de l'organisation, et aux deux autres sommets les travailleurs et les clients. Ce contrôle s'opère notamment par des systèmes de notation, il est multipartite et mêle intérieur et extérieur de la firme.

Ces différentes évolutions dans le champ des plateformes préfigureraient ainsi les évolutions en cours pour beaucoup d'organisations, notamment par la diffusion d'outils algorithmiques.

[10] Le terme utilisé par les auteurs est « *twisted* » (p. 13).

2. L'IA GENERATIVE DANS LES ORGANISATIONS : DU FAIT ACCOMPLI À UNE REPRISE EN MAIN PAR LE MANAGEMENT ?

La sortie de ChatGPT en novembre 2022 semble avoir pris de court bon nombre d'organisations. L'outil, disponible gratuitement dans sa version de base, marque l'entrée de l'IA générative dans leur fonctionnement quotidien et dans le travail, sans qu'elles en soient à l'initiative.

Cette diffusion fulgurante a relancé l'emballement constaté quelques années plus tôt à propos de l'intelligence artificielle et de ses conséquences : comme au milieu des années 2010, l'arrivée de l'IA générative a connu une très importante couverture médiatique (Ittefaq et al., 2025) et les entreprises ont rapidement redirigé leur attention vers cette catégorie d'outils (Carroué, 2026). En très peu de temps, la *genAI* en est venue à incarner le nouveau porte-étendard de l'IA pour les acteurs marchands.

Nous ne sommes probablement qu'au milieu du gué dans la trajectoire d'adoption de l'IA générative par les organisations. Si des entreprises œuvrent en interne au développement d'autres dispositifs mobilisant ces technologies, ces cas restent pour le moment peu répandus face à la déferlante d'outils clefs en main comme ChatGPT. Ces *chatbots* sont, pour le moment, l'incarnation la plus courante de la réalité de cette technologie dans les organisations. D'ici à quelques mois ou années, nous assisterons probablement à l'adoption plus massive d'autres outils. Citons par exemple le cas des IA que nous qualifions d'« embarquées » comme Copilot, qui s'intègrent dans les suites logicielles bureautiques.

Trois ans après l'arrivée de ChatGPT, quelles premières tendances se dégagent dans la littérature embryonnaire à propos des effets et des usages de l'IA générative dans les organisations ? Dans quelle mesure la littérature sur les conséquences managériales de l'IA dont nous avons restitué les principales conclusions éclaire-t-elle le cas de l'IA générative ?

Nous commencerons par décrire quelques spécificités remarquables de la vague actuelle d'assistants exploitant cette technologie (**2.1**). Nous montrerons ensuite qu'un enjeu spécifique du moment présent est la régulation après coup d'un outil dont les organisations ne sont pas l'origine et sur lequel elles n'ont que peu de marges de manœuvre. (**2.2**) De ce fait, un certain nombre de constats de la littérature abondante s'intéressant aux outils de la première période sur le mode du contrôle ne peuvent être intégralement transposés tels quels au cas de l'IA générative telle qu'elle s'est diffusée dans les organisations ces dernières années. Ces nouveaux dispositifs renvoient à des enjeux organisationnels, d'insertion dans les processus de travail et d'adoption spécifiques sur lesquels la littérature est tout juste naissante. Nous reviendrons sur les premières conclusions qui se dégagent de ces études en termes de conséquences sur le travail. (**2.3**) Davantage de recherches empiriques sont nécessaires pour renouveler la réflexion sur les conséquences de l'IA sur les organisations. Nous proposerons dans ce sens quelques hypothèses de travail et des pistes d'investigation (**2.4**).

2.1 LES SPECIFICITES DES OUTILS ACTUELS

ChatGPT a été rapidement adopté par des millions d'utilisateurs et des concurrents comme Gemini ou Claude ont rejoint l'outil d'OpenAI quelques mois plus tard. Si l'IA générative existait avant ChatGPT et consorts, son usage restait jusqu'alors confidentiel et nécessitait des compétences techniques[11]. Ces outils ont ainsi démocratisé en un laps de temps extrêmement réduit une technologie très peu représentée dans les organisations lors de la première vague du troisième printemps de l'IA (2015-2022).

Les différents outils cités appartiennent tous à la famille des modèles de langage. L'IA générative ne se limite certes pas à la génération de texte : d'autres modèles permettent de créer des images, des sons ou encore des vidéos (Gozalo-Brizuela et al., 2023). Néanmoins, pour la plupart des organisations, c'est bien cette application qui a le plus retenu l'attention et qui semble présenter le potentiel le plus important, tant elle touche à des éléments centraux et transversaux du travail de la connaissance (Dell'Acqua et al., 2023).

L'une des spécificités du moment actuel est donc la réduction de l'acception marchande de la catégorie « IA » autour d'une technologie spécifique, l'IA générative. Ce resserrement en fait un objet d'étude plus cohérent sur lequel il est possible de porter des propos un peu plus précis et moins généraux que les littératures prenant pour point d'entrée l'algorithmie ou « l'IA » dans un sens très lâche. Attardons-nous sur quelques caractéristiques remarquables de ces outils.

Un mode d'interaction standardisé et l'importance du prompting

Les outils d'IA générative qui représentent l'essentiel des usages actuellement se caractérisent par un même mode d'interaction : l'entrée d'un prompt textuel par son utilisateur[12]. Il s'agit ainsi d'assistants auxquels leurs utilisateurs s'adressent en langage naturel. Ceci marque un élément apparent de continuité avec les *chatbots* déployés en entreprise lors de la précédente vague, mais en réalité leur fonctionnement est très différent. Contrairement à ces derniers, la réponse des outils d'IA générative n'est pas scriptée et déterminée à l'avance par leurs concepteurs. Pour les *chatbots* classiques, le travail de construction de la « compréhension » de la machine reposait sur un appariement entre l'entrée de l'utilisateur et une base d'intentions et de réponses construites en amont (Esteban, 2020). Ce fonctionnement est donc bien éloigné des outils actuels qui génèrent de manière autonome du langage, renforçant leur caractère anthropomorphique (Becker, 2020).

Le mode d'interaction de ces outils et la manière dont cette requête est traitée font peser une charge cruciale sur l'utilisateur dans la formulation de sa demande. Selon le *prompt* soumis, on observe de grandes disparités dans la qualité des réponses des IA génératives.

[11] Des modèles de langage génératifs *open source* et/ou accessibles par des API étaient déjà disponibles avant la sortie de ChatGPT.

[12] Notons cependant que d'autres types d'entrées sont possibles : les agents multimodaux acceptent par exemple des images, de l'audio ou de la vidéo. Ces cas sont néanmoins bien moins répandus dans les usages.

La nature du résultat et du travail automatisé

Le résultat de ces outils, qu'il soit textuel, visuel ou sonore, est indéterminé et probabiliste, comme pour beaucoup d'autres technologies s'appuyant sur du *machine learning*. Un même prompt peut ainsi générer différents résultats. Dans tous les cas, les résultats produits n'ont fait l'objet d'aucune validation a priori et la charge de la vérification revient à l'utilisateur. En proposant des résultats vraisemblables et exploitables, ces outils transforment la nature des tâches créatives. Le travailleur se retrouve dans une posture inédite de cocréation itérative avec la machine et se voit déchargé d'une partie de la charge de la production. Il doit en contrepartie davantage se consacrer à des tâches d'évaluation et de vérification.

Soulignons à nouveau la domination, dans les usages les plus courants, d'outils fournissant des résultats textuels. Le type de résultats obtenus ouvre à l'IA un champ de domaines d'application relativement inédit. En produisant des écrits reprenant les caractéristiques formelles de raisonnements, ces outils investissent le cœur du travail de la connaissance. Si de précédents dispositifs investissaient le domaine de l'expertise, peu le faisaient par sa dimension discursive et encore moins dans de telles proportions. L'automatisation touche cette fois-ci des tâches cognitives plus complexes qui étaient jugées auparavant faiblement automatisables (Felten et al., 2023).

Un outil polyvalent aux usages indéterminés

Dans la vague d'IA précédente, les algorithmes et logiciels déployés au sein des entreprises étaient conçus pour exécuter des tâches spécifiques et relativement délimitées. Le cadrage des finalités et usages prévus était opéré en amont par les concepteurs : qu'il s'agisse d'un progiciel métier, d'un système expert, d'un *chatbot* ou d'un algorithme prédictif, chacun de ces outils était donc développé pour répondre à un problème identifié en amont. Cette logique d'association d'un outil à un cas d'usage amenait les organisations à gérer des catalogues de plus en plus conséquents d'outils (Carroué, 2026).

La vague actuelle de l'intelligence artificielle générative opère un renversement de cette logique. Des assistants tels que ChatGPT se présentent comme des outils polyvalents, peu prescriptifs en matière de finalités et conçus pour s'adapter à une grande diversité de situations, de l'écriture de mail à la rédaction de comptes rendus, en passant par de l'analyse de données ou de la synthèse documentaire. Si les concepteurs de ces outils cadrent bien certains éléments de l'interaction, l'éventail des usages possibles demeure, a priori, largement indéterminé. L'IA générative que proposent ces assistants s'apparente en cela à une technologie à usage général.

Ce changement de logique a des conséquences directes sur les travailleurs et les organisations sur lesquels repose la charge de construire des situations d'utilisation pertinentes. L'insertion effective et efficace de l'outil dans les pratiques nécessite en effet un travail d'expérimentation. Lors de la vague d'outils antérieure à l'IA générative, les départements données et IA des organisations jouaient un rôle central dans la construction de ces usages et dans l'appariement entre des outils disponibles sur le marché et des contextes d'utilisation internes (Carroué, 2026). On peut émettre l'hypothèse qu'ils continueront, pour l'IA générative, à organiser ce travail de recherche de cas d'usage pour les répertorier, les évaluer, et les diffuser au sein de la firme.

2.2 LES ENJEUX D'UNE REGULATION « APRES COUP » DE L'IA GENERATIVE ET DE SES USAGES

L'IA générative, par les produits qui la représentent et par la manière dont elle se diffuse dans les organisations, présente un certain nombre de traits distinctifs par rapport à la vague d'outils algorithmiques déployés auparavant. Mettre en lumière ces différences nous renseigne sur les pistes d'investigation les plus intéressantes à poursuivre pour mieux cerner les spécificités de ces nouveaux outils.

2.1.1 D'un déploiement descendant à une diffusion par le bas ?

La plupart des outils algorithmiques de la vague précédente étudiés par la littérature étaient mis en œuvre et contrôlés par les services informatiques des organisations dans une logique de déploiement relativement descendante. Le *management* était ainsi à la manœuvre, même si ces outils ont, bien sûr, aussi fait l'objet de réappropriations et de détournements par les travailleurs. Ces outils remplissaient souvent, même quand ce n'était pas leur objectif premier, des fonctions de contrôle. Dans ce contexte, un des enjeux du management était de parvenir à déployer ces outils en surmontant d'éventuelles oppositions, ou pour le dire selon le vocabulaire indigène, en réalisant de la « conduite du changement ». L'IA générative, telle qu'elle s'est diffusée depuis la fin de l'année 2022, renvoie à des problématiques bien différentes.

L'adoption rapide de ChatGPT, à la fois dans la vie privée et dans un cadre professionnel[13], s'est déroulée dans un premier temps en dehors de tout contrôle de la part des organisations, qui ont été prises au dépourvu. L'accès libre à de tels outils, depuis les ordinateurs professionnels des travailleurs ou, lorsque certaines DSI ont tenté de les bloquer, depuis leurs terminaux personnels, pose des questions de régulation interne. L'expression « *shadow AI* » renvoie à ces pratiques[14] (Silic et al., 2025), en référence au concept de « *shadow IT* » (Silic et al., 2014) qui désigne l'usage par les salariés d'outils informatiques qui n'ont pas été avalisés par les services informatiques de leur organisation. Du point de vue des responsables informatiques, le *shadow IT* se présente comme un espace en marge de l'organisation et hors de son contrôle. Ce phénomène pose concrètement des risques de sécurité, de confidentialité, ou encore d'intégration insuffisante au sein des autres outils logiciels des organisations (György et al., 2012). Le phénomène est également un mode de diffusion assez courant de l'innovation informatique en entreprise (Klotz et al., 2019), les outils les plus performants pouvant faire l'objet après coup d'une régularisation et d'une intégration en bonne et due forme dans les pratiques informatiques

[13] Eurostat estime à 37,4% la part des Français âgés entre 16 et 74 ayant eu recours à des outils d'IA générative au cours des 3 derniers mois en 2025, et à 18,4% la part des travailleurs l'ayant utilisée dans un contexte professionnel (« Digital economy and society statistics – households and individuals", Eurostat, Décembre 2026. [consulté le 10 mars 2026]). Cette statistique masque évidemment de très importantes disparités selon le type d'emploi. Une étude d'ADP Research sur des travailleurs américains montre par exemple le clivage important entre travailleurs peu qualifiés et les « *knowledge workers* », qui utiliseraient pour 47% d'entre eux ces outils de manière quasi-journalière. « AI isn't just changing work. It might be changing workers. - ADP Research", ADPResearch, 15 octobre 2025 [consulté le 10 mars 2026].

[14] Ce phénomène, difficile à objectiver, est mentionné dans une étude du MIT : Aditya Challapally, Chris Pease, Ramesh Raskar, Pradyumna Chari, « The GenAI Divide : State of AI in Business 2025 », MIT Nanda, juillet 2025. Dans cette recherche, 40% des entreprises du panel (échantillon non représentatif) ont souscrit à un outil de LLM (*large language model*) alors que 90% des employés y ont recours régulièrement. Ce delta important s'explique par le *shadow AI*.

officielles des organisations. Les tenants d'une conception rogerienne de l'innovation parleraient ainsi d'une diffusion « décentralisée » (Rogers, 1962, p. 161), horizontale et à l'initiative des utilisateurs.

De ce point de vue, l'arrivée d'outils d'IA générative par des produits comme ChatGPT a donc opéré un déplacement fondamental pour le management et pour l'objet de la régulation qu'il exerce : il ne s'agit plus de réguler les conduites par l'IA, mais de réguler l'usage de l'outil lui-même, de reprendre la main sur une technologie externe déjà intégrée dans les pratiques quotidiennes d'une partie des employés.

2.1.2 Un produit standardisé, développé et hébergé hors des organisations

Un outil étranger à l'organisation qui l'adopte

Le marché de la précédente vague d'IA dans les organisations était extrêmement fragmenté. Les outils s'appuyant sur les géants du logiciel côtoyaient des projets de taille plus modeste, parfois développés et hébergés en interne. Le contraste est saisissant avec le paysage actuel de l'IA générative où l'essentiel du marché est capté par quelques entreprises qui proposent un produit extrêmement générique et développé hors des organisations clientes.

L'essentiel des usages de l'IA générative par les travailleurs repose pour le moment sur des produits similaires à ChatGPT, avec un *chatbot* proposant une réponse textuelle au *prompt* de son utilisateur. Quelques entreprises accaparent ce marché, en particulier OpenAI, Google ou Anthropic. Dans les faits, l'immense majorité des usages repose donc sur une poignée de modèles installés sur les serveurs de l'entreprise qui les a développés. Ces technologies se prêtent en effet assez peu à un hébergement en interne pour la plupart des organisations. Ce cas de figure n'est de toute façon possible que dans le cas de modèles *open source* ou lorsque le fournisseur propose cette option. Par ailleurs, les serveurs nécessaires pour faire fonctionner ces modèles sont très coûteux et gourmands en énergie et il est dès lors rationnel d'un point de vue économique de mutualiser ce type d'infrastructures par le recours à des prestataires. La tarification se fait principalement selon deux modalités : l'abonnement pour des licences d'utilisation, ou la facturation à l'usage des API.

Tout ceci n'est pas un phénomène nouveau, mais l'aboutissement de logiques à l'œuvre depuis au moins une vingtaine d'années dans l'industrie logicielle. L'IA générative, comme d'autres outils avant elle, prend la forme marchande d'un logiciel vendu comme un service (*Software as a Service, SaaS*), hébergé sur des plateformes et des infrastructures elles-mêmes fournies sous ce même modèle (Mell et al., 2011). Ceci soulève évidemment des questions en termes de souveraineté des organisations sur leurs données et interroge plus généralement la dépendance et le rapport de force des organisations vis-à-vis de leurs fournisseurs de prestations informatiques et logicielles. Cette problématique n'est pas nouvelle et se posait déjà dans les années 1990 lors de la vague de déploiement de progiciels de gestion (Thine, 2004; Thine, 2014).

Ce constat rejoint certaines conclusions du management algorithmique sur la plateformisation des organisations : l'externalisation de briques centrales de leur fonctionnement routinier à des plateformes contribue à brouiller les frontières entre le dedans et le dehors de la firme (Stark et al., 2024).

L'arbitrage entre produit générique et adaptation au contexte local

Peu d'organisations disposent pour le moment de la possibilité d'ajuster ces outils généralistes à des contextes spécifiques. Ces assistants portent la promesse d'une versatilité leur permettant de s'adapter à toutes les situations. Dans les faits, la qualité des réponses varie grandement selon que les données d'entraînement couvrent suffisamment le périmètre spécifique visé. Il n'est évidemment pas question pour les organisations de réentraîner entièrement un modèle de langage avec des données plus pertinentes compte tenu du coût d'un tel projet. Une étude de l'université de Stanford chiffre le coût d'entraînement des modèles phares de 2023 à une centaine de millions de dollars (Maslej et al., 2024) et cette charge est depuis en constante augmentation. Les organisations restent donc tributaires de ces modèles généralistes.

De quels leviers disposent les organisations pour mettre en phase ces outils avec leur contexte local ? Des adaptations après la première phase d'entraînement sont tout d'abord possibles. Ceci passe par exemple par le réglage fin de certains paramètres et par l'affinage du modèle sur des données plus spécifiques (Gururangan et al., 2020; Fan et al., 2026). Tout ceci nécessite néanmoins des compétences pointues et des données en quantité et qualité suffisante pour ce qui concerne le réentraînement. Une seconde voie semble se dessiner : nous assistons actuellement à l'émergence de prestataires venant se greffer sur les API des modèles dominants pour proposer des outils réentraînés sur des tâches plus spécifiques. Notons également la possibilité de réaliser un travail similaire en interne pour les organisations disposant de départements données et IA dotés d'une expertise suffisante.

Derrière ces différentes options se pose en creux une question centrale pour les organisations : l'arbitrage entre l'investissement dans une solution spécifique ou le recours à un produit généraliste. La nature touche-à-tout d'outils comme ChatGPT rend cette décision délicate, car ces assistants parviennent souvent à générer un résultat au moins formellement satisfaisant. Le choix de s'en tenir à ce type de produit n'efface pas pour autant la charge de l'ajustement au contexte local : elle est alors transférée sur les épaules de l'utilisateur final. Ce travail s'opère par le biais de l'ingénierie des requêtes (*prompting*), et c'est finalement le travailleur qui doit pallier le caractère générique du modèle en fournissant les éléments de contexte nécessaires pour obtenir une réponse adaptée (*Ibid.*).

Quel rôle à l'avenir pour les départements data et IA ?

Soulignons brièvement les implications qui semblent se dessiner en termes de gouvernance et de production de l'innovation dans les organisations. La précédente vague d'IA avait contribué à l'institutionnalisation de nouvelles figures dans le paysage des organisations, avec par exemple des *Chiefs Data Officers* et des départements dédiés aux questions de données et d'IA. Une partie du travail de ces services était de construire et de superviser le déploiement de collections de cas d'usage (Carroué, 2026). Dans le scénario où l'IA générative se résumerait finalement principalement à des outils comme ChatGPT, se poserait alors la question de l'évolution du rôle de ces départements. Ils pourraient être privés d'une partie de leurs prérogatives et simplement accompagner le bon déploiement d'outils extrêmement standardisés sur lesquels ils n'auront que peu de prise. Il convient néanmoins de nuancer ce scénario : l'avenir sera probablement fait d'une combinaison hybride de produits génériques et d'outils personnalisés, au moins pour les organisations qui auront les ressources suffisantes de s'engager dans ce type de projets.

2.3 LES EFFETS DE CES OUTILS SUR LE TRAVAIL

Que nous enseigne la littérature ayant étudié l'usage d'outils d'IA générative en situation de travail ? Rappelons le caractère encore embryonnaire de ces travaux compte tenu des temporalités de la recherche et de la nouveauté du phénomène. On resituera ici quelques conclusions transversales qui paraissent d'ores et déjà se dégager.

2.2.1 Travailler avec un assistant

Remplacement et « augmentation »

La question du remplacement des travailleurs par des outils capables de réaliser certaines de leurs tâches a longtemps été centrale dans les débats sur l'automatisation (Frey et al., 2013). Dans certains espaces à l'interface entre recherche managériale et monde de l'entreprise, nous observons un déplacement de ces questions vers un cadrage en termes « d'augmentation » des travailleurs (Brynjolfsson et al., 2014; Davenport, 2016; Daugherty et al., 2018). Derrière ce terme se trouverait l'idée qu'en étant assistés par des outils intelligents, les travailleurs verraient leur productivité et la qualité de leur travail améliorées en mettant à profit la complémentarité supposée entre humain et IA. Cette manière de penser l'articulation entre utilisateur et machine a abondamment été reprise dans la communication des entreprises qui produisent et adoptent ces dispositifs (Raisch et al., 2021, p. 194).

Ce mode de cadrage n'est évidemment pas neutre : poser le débat en ces termes est aussi une manière pour ces acteurs de rendre l'introduction de l'intelligence artificielle plus acceptable socialement. Par ailleurs, l'opposition binaire entre automatisation et « augmentation » peut être questionnée : dans les faits, ces outils produisent le plus souvent ces deux types d'effets (Raisch et al., 2021).

Pour autant, renoncer à un cadrage exclusivement en termes d'automatisation présente l'intérêt de mettre à distance certaines prophéties manichéennes sur le remplacement imminent et total des humains par les machines, visions dont on sait combien elles négligent le travail constant nécessaire au bon fonctionnement de ces dispositifs (Casilli, 2019). Par ailleurs, cette pensée en termes d'« augmentation » montre bien en creux l'importance de comprendre le tandem que constituent le travailleur et l'outil. Cette question est d'autant plus cruciale que la forme que prennent ces outils induit un plus grand degré d'interactivité.

Interrogeons-nous donc sur ce que travailler *avec* de tels outils veut dire et sur les effets de ces outils sur le travail.

Travailler avec des assistants génératifs

Réfléchir au tandem formé par l'IA générative et ses utilisateurs expose au risque de verser dans l'anthropomorphisme. Ceci se reflète sur les littératures en management et systèmes d'information qui utilisent des termes tels que « coéquipier » ou « collaboration » homme-machine (Seeber et al., 2020; Berretta et al., 2023). Ce travers auquel il est difficile de totalement échapper est actualisé dans le cas de l'IA générative par l'interaction proposée en langage naturel sur le mode d'une conversation à deux parties. Il semble néanmoins absolument impropre de parler ici de « coopération » : ce mode de relation suppose en effet des formes de réciprocité totalement absentes dans l'interaction homme machine.

Les effets de l'usage d'outils d'IA générative en situation de travail sont multiples. On observe tout d'abord un déplacement de la nature du travail qui passe d'une logique d'*exécution* – réaliser la tâche – à une logique de *supervision* de l'outil auquel une partie de l'exécution est déléguée. Il s'agit donc de piloter et de vérifier : l'utilisateur doit formuler des instructions, demander des corrections, décomposer un problème ou encore demander à recommencer lorsque le résultat est insatisfaisant. Des auteurs vont jusqu'à parler d'un « travail managérial » (Law et al., 2025) vis-à-vis de ces outils. Les travailleurs eux-mêmes convoquent cette métaphore de l'encadrement, en décrivant ces assistants comme des collègues corvéables et sous leur autorité auxquels déléguer des tâches (Parmentier et al., 2026, p. 87) ou à qui demander un retour critique sur leur production (Law et al., 2025, p. 145-146).

L'identification de cas d'usage pour lesquels ces outils sont pertinents demande aux travailleurs une réflexivité sur les tâches qui composent leur activité et un effort de décomposition de ces dernières en briques aisément délégables. Ceci a pour effet d'accentuer des logiques de morcellement du travail (Law et al., 2025) déjà constatées dans la littérature sur le management algorithmique (Kellogg et al., 2020). L'agentivité des travailleurs dans ce processus de morcellement est cependant un point de différence majeur. Contrairement aux constats portés sur les plateformes où la parcellisation est décidée algorithmiquement, l'utilisateur choisit ici lui-même comment découper son activité pour l'articuler avec l'outil. Cette agentivité n'est cependant pas libre de toute contrainte : le travailleur doit aussi s'aligner sur la logique technique de la machine pour en tirer le meilleur parti (Law et al., 2025, p. 146), le découpage imaginé ou souhaité n'étant pas nécessairement celui permettant d'obtenir le meilleur résultat.

Enfin, la délégation de certaines tâches centrales dans le travail de la connaissance est source de questionnement pour les travailleurs sur leur identité professionnelle. Ceci est perçu à la fois comme une menace, par la dépossession d'une partie de leur expertise, mais en même temps comme une opportunité, l'IA leur permettant de réaliser certaines tâches qui étaient auparavant en dehors de leur périmètre d'expertise (*Ibid.*, p. 146-147).

2.2.2 IA générative et compétences

Bien formuler ses requêtes (prompting)

La question de la bonne manière de formuler sa demande est centrale dans l'utilisation des outils d'IA générative. Des chercheurs ont par exemple documenté que découper un problème en une succession d'étapes permet d'obtenir de meilleurs résultats avec des modèles de langage (Wei et al., 2022). De manière plus fondamentale, ces modèles généralistes gagnent en efficacité lorsqu'on les familiarise dans un premier *prompt* avec le contexte et qu'ensuite on entretient un dialogue avec eux dans une logique d'amélioration incrémentale du résultat (Parmentier et al., 2026, p. 88). Le travail de *prompting* demande ainsi une grande réflexivité de la part des travailleurs sur leurs propres tâches et sur les attendus implicites à expliciter dans les requêtes formulées à l'outil.

Cette capacité à bien mettre en forme ses demandes pour exploiter pleinement les possibilités des IA génératives n'est évidemment pas innée mais le fruit d'une socialisation à ces outils (Zamfirescu-Pereira et al., 2023) et elle peut faire l'objet d'une montée en compétences (Oppenlaender et al., 2025). On peut ici poser l'hypothèse que la formation au *prompting* va devenir un enjeu prégnant pour les organisations souhaitant adopter ces outils.

Savoir quand (ne pas) utiliser l'outil

L'intégration des assistants génératifs dans les processus de travail se heurte à un problème central, celui de l'identification des contextes pertinents d'utilisation de ces outils.

Dans leur étude menée auprès de consultants du Boston Consulting Group (BCG), Dell'Acqua et al. (2023) mettent en évidence que ces assistants ne sont pas toujours bénéfiques pour la productivité et pour la qualité du travail produit. Pour les tâches qui rentrent dans leur domaine de compétence, ces outils complètent efficacement le travail humain. Les travailleurs qui mobilisent l'IA pour ces activités bénéficient ainsi d'une augmentation substantielle de leur productivité et de la qualité de leur production. À l'inverse, pour les tâches qui dépassent les capacités actuelles des assistants d'IA générative[15], les résultats s'avèrent inexacts et de mauvaise qualité. Dans ces configurations, l'utilisation de l'IA dégrade les performances des travailleurs.

Les auteurs conceptualisent l'idée d'une ligne de démarcation séparant les tâches pour lesquelles l'outil est pertinent de celles où il s'avère contre-productif (« *jagged technological frontier* »). La difficulté majeure pour les travailleurs et les organisations réside dans l'identification de cette frontière : il n'est pas possible de savoir *a priori* de quel côté de la ligne se situera une tâche donnée. À cette imprévisibilité s'ajoute son caractère mouvant : cette frontière n'est pas figée dans le temps, les capacités de l'IA évoluant avec la mise à jour de ces outils. Une tâche se trouvant aujourd'hui à l'extérieur de cette frontière pourrait basculer à l'intérieur au déploiement d'un nouveau modèle, et inversement.

Cette identification de la pertinence ou non de l'outil demande donc un travail d'expérimentation et d'évaluation des résultats en continu. Cette évaluation est rendue d'autant plus ardue par les capacités de ces grands modèles de langage qui produisent des résultats très convaincants sur le plan discursif et apparemment plausibles, y compris lorsqu'ils sont factuellement erronés. Il en résulte une baisse de vigilance de la part des utilisateurs. Face à l'illusion de la compétence affichée par la machine, les professionnels font face au risque de ne plus percevoir les limites de l'IA et de s'y fier de manière excessive.

Ces constats soulèvent en creux une interrogation : à qui reviendra la responsabilité d'identifier cette « frontière », et comment la traduire comme norme dans l'organisation ? Est-ce au travailleur d'évaluer, au cas par cas et de manière autonome, la pertinence de l'outil ? Comment le former à cette évaluation ? Est-ce au management d'effectuer une cartographie des cas d'usage validés et d'édicter des directives strictes ? Ou se dirige-t-on vers une forme de régulation bipartite articulant ces deux échelles ?

Risques de déqualification

L'utilisation à grande échelle de ces outils semble présenter des risques de déqualification de plusieurs ordres.

Tout d'abord, les travailleurs ne maîtrisant pas ces outils font face à un risque de déqualification relative (Zamfirescu-Pereira et al., 2023). Si des environnements de travail exigent à l'avenir l'utilisation de l'IA générative, la capacité à bien prompter constituera probablement progressivement un critère de distinction pour les travailleurs.

[15] Les autrices donnent l'exemple d'une tâche nécessitant de mener conjointement des analyses quantitatives et qualitatives et où ces différents types de données traités séparément peuvent amener à des conclusions erronées (Dell'Acqua et al., 2023, p. 13).

Par ailleurs, en déléguant systématiquement certaines tâches à des assistants génératifs, les travailleurs s'exposent au risque d'une érosion de leur expertise par manque de pratique. Ce problème se pose également pour la question de la montée en compétence des nouveaux travailleurs. Certaines tâches auparavant attribuées aux débutants pour forger leur expertise pourront à l'avenir être réalisées presque intégralement par ces outils, ce qui interroge les mécanismes traditionnels de formation et d'évolution des profils juniors (Schmitt et al., 2024). Le manque de pratique préalable expose par ailleurs le travailleur au risque de ne pas disposer de l'expertise nécessaire pour porter un jugement critique sur les propositions formulées par l'outil. Certaines études montrent que dans les faits certains travailleurs ont conscience de ces enjeux et mettent en place des stratégies individuelles d'usage limité pour préserver leur expertise et leur apprentissage. C'est par exemple le cas dans le domaine de la programmation où des développeurs font le choix délibéré de continuer à écrire manuellement des morceaux de codes pourtant aisément délégables à ces outils (*Ibid.*, p. 5).

En filigrane, ces enjeux soulèvent à nouveau la question de la régulation de l'outil, tant à l'échelle individuelle qu'organisationnelle, pour trouver un équilibre entre le gain de productivité apporté par son utilisation et la restriction pour garantir l'acquisition et le maintien de l'expertise.

2.2.3 L'impact sur la coopération

Une ressource pour simuler certains des bénéfices de la coopération ?

La capacité de l'IA générative à endosser des rôles sociaux semble ouvrir de nouvelles perspectives. Par le biais de l'ingénierie des requêtes, il est en effet possible de paramétrer ces outils pour réaliser des mises en situation et faire interagir la machine sous les traits d'un personnage donné (Gu et al., 2025). Cette manière de se servir de ces assistants permettrait de reproduire au moins partiellement certains des bénéfices associés à la coopération entre travailleurs.

Une étude empirique récente menée auprès de 776 collaborateurs de l'entreprise américaine Procter & Gamble s'est attachée à objectiver ce phénomène (Dell'Acqua et al., 2025). Les auteurs ont mis en place un protocole expérimental répartissant des employés des départements commerciaux et R&D de l'organisation selon quatre configurations différentes en fonction de deux variables. Les participants travaillaient soit individuellement, soit au sein d'équipes mixtes (commercial et R&D), et dans les deux cas, ils étaient affectés soit à un sous-groupe utilisant l'IA générative, soit à un groupe de contrôle travaillant sans l'outil.

Sur les activités évaluées, les travailleurs isolés mais assistés par l'IA, ont très largement surpassé les performances de leurs homologues privés de l'outil. Par ailleurs, le niveau de qualité atteint par ces individus disposant d'assistants a égalé celui des équipes mixtes n'utilisant pas ces outils. Enfin, la configuration la plus performante est celle associant le travail en équipe pluridisciplinaire à l'usage de l'IA.

Les auteurs de l'étude en concluent que le recours individuel à l'IA générative produirait des bénéfices comparables à ceux obtenus dans des situations de coopération permises par le décloisonnement d'organisations. Dans ce contexte d'utilisation, l'outil pallierait le manque de diversité des expertises en agissant comme un « coéquipier virtuel » complémentaire. Les auteurs suggèrent que ces outils pourraient constituer une manière détournée de réaliser les vertus prêtées à l'une des injonctions récurrentes du management contemporain : briser les silos organisationnels.

Un risque d'isolement et d'opacité sur les rôles

D'autres études soulignent les risques que font peser ces outils sur la qualité de la coopération entre travailleurs. Des auteurs pointent tout d'abord l'évolution des normes sociales liées à la sollicitation de collègues : la tendance croissante à interroger ces assistants dans un premier temps, avant de faire ensuite éventuellement appel à un pair, pourrait entraîner une diminution du volume d'interactions professionnelles (Parmentier et Teixeira 2026, 90). Ceci révèle un possible effet pervers des bénéfices supposés de l'outil pour répliquer des situations de coopération : il réduirait dans les faits le recours à la coopération réelle. D'autres études (Baygi et al., 2025) alertent ainsi sur le risque, dans un scénario de laissez-faire managérial, de l'émergence de profils réalisant leurs tâches de manière autarcique, uniquement en tandem avec l'IA.

Par ailleurs, le recours à ces outils menace d'entraver la coopération en augmentant l'opacité autour des rôles de chacun. Hinds et von Krogh (2024) soulignent ce problème : la prise en charge d'un spectre toujours plus large d'aspects du travail par les assistants génératifs entraîne une perte de visibilité sur la répartition des tâches au sein de l'équipe. Des fonctions qui étaient auparavant l'apanage de membres spécifiques sont désormais partiellement ou totalement absorbées par l'IA. Par ailleurs, dans la mesure où chaque collaborateur est présumé capable d'interroger ces assistants, certaines tâches deviennent potentiellement attribuables à tous au sein de collectifs, ce qui crée de l'incertitude et brouille la division habituelle du travail.

Propriété, responsabilité et confiance en ce qui est produit

L'intégration de l'IA générative dans les processus de travail interroge directement la notion de propriété (*ownership*) des résultats obtenus par le tandem formé par le travailleur et l'outil. La délégation d'une partie substantielle de l'activité à la machine engendre chez certains professionnels un sentiment de perte de cette paternité (Clarke et al., 2025; Parmentier et al., 2026). Pour pallier ce risque de dépossession, les travailleurs mettent en place des stratégies actives visant à imprimer la marque de leur propre expertise sur leur œuvre. Ils peuvent par exemple retravailler le résultat obtenu par l'assistant en l'ajustant, ou encore interrompre délibérément l'usage de l'IA après quelques cycles d'échange afin d'achever la tâche manuellement.

Cette ambiguïté autour de l'auteur véritable de la tâche soulève des questionnements corollaires : ceux de la transparence et de responsabilité (*accountability*), de la confiance au sein du travail en équipe, ainsi que de l'adaptation nécessaire des processus de contrôle de la qualité du travail.

Ces problématiques sont d'ores et déjà visibles dans de nombreux contextes organisationnels. Citons à ce titre deux exemples de collectifs de travail avec des processus de revue par les pairs. Dans le secteur des logiciels libres, la disponibilité des assistants génératifs a drastiquement abaissé la barrière à l'entrée pour proposer des contributions. Pour les projets les plus importants, ces organisations mêlent souvent travailleurs professionnels et bénévoles et mettent en place des processus rigoureux de vérification des propositions d'ajout de code pour en assurer la qualité (Carroué, 2019). Certains projets peinent à gérer l'afflux massif de contributions de mauvaise qualité générées à la va-vite à l'aide d'outils génératifs[16]. Cette situation jette un soupçon généralisé sur les contributions soumises par de nouveaux membres, menaçant ainsi le renouvellement de ces communautés tout en mettant en péril le système de validation en vigueur jusqu'alors.

[16] "cURL's Daniel Stenberg: AI slop is DDoSing open source", Steven J. Vaughan-Nichols, *The New Stack*, 15 février 2026. Le terme "*AI slop*" désigne les contenus de mauvaise qualité créés à l'aide d'IA génératives.

Un autre exemple peut être tiré du secteur académique, domaine dont le fonctionnement repose à la fois sur la confiance en l'intégrité des auteurs mais également sur des procédures d'évaluation par les pairs. Dans certaines disciplines, la prolifération de contenus générés artificiellement se traduit par une augmentation importante des soumissions d'articles dans les bases de prépublications et de propositions de communications pour des conférences[17]. Ces contenus de qualité souvent médiocre posent ici aussi des risques de saturation des circuits de validation habituels et fragilisent la confiance globale au sein de ces communautés. L'augmentation du recours à ces mêmes outils génératifs pour réaliser les tâches d'évaluation laisse entrevoir des situations potentiellement problématiques où à la fois la production et la vérification sont déléguées, les volumes devenant trop importants pour envisager une intervention humaine réellement attentive.

Tout ceci nous ramène également à des enjeux déjà documentés par la littérature consacrée à la précédente vague d'outils intelligents sur la confiance en ces dispositifs ou encore sur le risque que ceux-ci commettent des erreurs (Girard-Chanudet, 2023). Si la fiabilité des résultats était déjà un questionnement central pour les technologies de la précédente vague, l'IA générative actualise cette question. Les hallucinations des modèles de langage sont fréquentes (Ji et al., 2023) et parfois difficiles à détecter en raison du caractère formellement convaincant de leurs résultats. Se pose donc pour les organisations qui adoptent ces outils la question du degré d'acceptabilité d'erreurs qui paraissent inévitables, certains contextes étant probablement plus sensibles à cet enjeu que d'autres (Demaret et al., 2026).

[17] "How AI slop is causing a crisis in computer science", Elizabeth Gibney, *Nature*, 13 février 2026.

CONCLUSION

Cette revue de littérature a cherché à éclairer les transformations introduites par l'intelligence artificielle générative dans le fonctionnement des organisations, en les inscrivant dans la trajectoire plus large du renouveau de l'IA depuis le milieu des années 2010. Nous avons veillé à éviter l'écueil de la dramatisation : l'IA générative prolonge certaines des dynamiques déjà portées par les outils hétéroclites qui l'ont précédée et souvent abordés par la littérature académique sous l'angle des « algorithmes ». Des ruptures apparaissent néanmoins de manière manifeste avec la démocratisation d'agents conversationnels génératifs tels que ChatGPT. Par leur mode de diffusion, la nature de leurs résultats et leur radicale indétermination, ces assistants marquent une inflexion qui invite à reposer, à l'aune de leurs spécificités, des questions classiques d'adoption, de production et de régulation organisationnelle de l'innovation.

L'étude des effets de l'IA générative sur le travail et les organisations n'en est qu'à ses prémices. À n'en pas douter, de futures recherches viendront rapidement compléter les travaux précurseurs dont nous avons ici rendu compte. En guise de conclusion, nous souhaitons contribuer à ces réflexions en soumettant quelques hypothèses et axes d'investigation empirique.

Travailleurs et organisations font tout d'abord face à un enjeu de délimitation et de recensement des usages pertinents et légitimes. En écho à la notion de « frontière » développée par Dell'Acqua et al. (2023), il paraît nécessaire d'étudier plus finement les stratégies visant à réduire l'incertitude quant à l'opportunité de recourir à l'IA générative pour une tâche donnée. Nous supposons que ces stratégies se déploient tant au niveau individuel qu'organisationnel. Ce premier questionnement s'articule avec une hypothèse sous-jacente : dans un contexte d'incertitude sur la qualité et l'exactitude du résultat produit par ces outils, être capable de juger de la pertinence de l'outil et de ses productions constituera probablement une ressource inégalement distribuée et une source de pouvoir mise à profit par certains membres de l'organisation selon des modalités qui restent à documenter.

La question de la régulation constitue un deuxième axe d'analyse à développer. De nombreuses organisations tentent en effet d'encadrer ces outils, déjà largement adoptés par leurs salariés. Il sera sans nul doute fécond d'interroger précisément les modalités selon lesquelles cette régulation se met en œuvre et s'articule avec des rapports de pouvoir préexistants. Nous formulons l'hypothèse que parmi l'éventail des mesures envisageables, la formalisation de règles et la formation des travailleurs occupent une place centrale, aux côtés d'autres formes qui restent à mettre au jour. Le degré d'effectivité de ces modes de régulation mériterait également d'être étudié précisément.

Une troisième interrogation porte sur la gestion de l'innovation par les organisations. Comme nous l'avons souligné, la diffusion actuelle de l'IA générative semble bousculer le positionnement des professionnels de la donnée, issus de l'institutionnalisation progressive de l'IA en entreprise au cours de la décennie écoulée. Nous supposons que des stratégies de restauration de leur domaine réservé sont actuellement à l'œuvre, et il s'agira d'en comprendre les logiques et les manifestations concrètes.

Un quatrième axe découle d'un constat empirique : en parallèle des *chatbots* génératifs, on observe la diffusion d'IA génératives « embarquées » au sein d'autres logiciels[18]. Ces fonctionnalités paraissent davantage orientées vers des tâches spécifiques, à la différence des assistants généralistes, et sont intégrées au sein d'outils déjà familiers aux travailleurs. On pourra s'interroger sur ce que ce resserrement des finalités et cette intégration dans un environnement familier impliquent en termes de pratiques et d'appropriation.

Enfin, un questionnement plus général se dégage du caractère générique des modèles au cœur de ces assistants qui, en dépit de leur habileté langagière, restent fondamentalement étrangers au contexte local des organisations. Ces outils ne sont pas seulement ignorants de spécificités sectorielles liées à un domaine d'activité ou à un type d'expertise : ils font également abstraction de toute dimension politique. Prenons le cas, banal en apparence, de la rédaction d'un compte rendu de réunion : cette activité suppose souvent, pour celui ou celle qui la réalise, un travail actif de ménagement des susceptibilités et de prise en compte des rapports de force entre participants et de l'historique de coopérations antérieures. Préserver les conditions d'une coopération future implique de mobiliser des éléments contextuels auxquels les assistants génératifs n'ont pas accès. Un recours non réflexif à ces outils pour des tâches apparemment anodines mais en réalité centrales dans la coordination et la coopération est susceptible d'engendrer des frictions et des désalignements dont il serait utile de documenter empiriquement la nature et la portée.

[18] On pense par exemple à Copilot, intégré dans les différents outils de la suite Office de Microsoft ou encore à Zoom AI Assistant, qui propose notamment de réaliser des comptes-rendus de réunion au sein du logiciel de visioconférence.

BIBLIOGRAPHIE

ABDELNOUR, Sarah et Sophie BERNARD. « Vers un capitalisme de plateforme ? Mobiliser le travail, contourner les régulations: Présentation du Corpus », *La Nouvelle Revue du Travail*. 31 octobre 2018 n° 13. En ligne : http://journals.openedition.org/nrt/3797 [consulté le 23 septembre 2020].

AKERLOF, George A. « The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism », *The Quarterly Journal of Economics*. août 1970, vol.84 n° 3. p. 488.

AKRICH, Madeleine. « De la sociologie des techniques à une sociologie des usages. L'impossible intégration du magnétoscope dans les réseaux câblés de première génération. », *Techniques et culture*. 1990 n° 16. p. 83-110.

AUDETAT, Marc (ed.). *Sciences et technologies émergentes : pourquoi tant de promesses?* Paris : Hermann. 2015. 316 p.

AUTOR, David H. « Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation », *Journal of Economic Perspectives*. septembre 2015, vol.29 n° 3. p. 3-30.

BAYGI, Reza M et Marleen HUYSMAN. « Generative AI and the social fabric of organizations », *Strategic Organization*. 24 septembre 2025. p. 14761270251385456.

BECKER, Joffrey. « Concevoir des machines anthropomorphes : Ethnographie des pratiques de conception en robotique sociale », *Réseaux*. 22 mai 2020, N° 220-221 n° 2. p. 223-251.

BENBOUZID, Bilel et Dominique CARDON. « Machines à prédire », *Réseaux*. 16 novembre 2018, vol.211 n° 5. p. 9-33.

BERGERON, Henri, Patrick CASTEL, Sophie DUBUISSON-QUELLIER, et al. *Le biais comportementaliste*. Paris : Presses de Sciences Po. 2018.

BERRETTA, Sophie, Alina TAUSCH, Greta ONTRUP, et al. « Defining human-AI teaming the human-centered way: a scoping review and network analysis », *Frontiers in Artificial Intelligence*. 29 septembre 2023, vol.6. p. 1250725.

BERTRAND, Romain. *Le numérique porte conseil ? Les consultants en Intelligence Artificielle dans la fabrique du capitalisme numérique*, Thèse de doctorat en Sociologie. Paris : Université Paris-Dauphine PSL. 2023. 346 p.

BINNS, Reuben, Jake STEIN, Siddhartha DATTA, et al. « Not Even Nice Work If You Can Get It; A Longitudinal Study of Uber's Algorithmic Pay and Pricing ». New York, NY, USA : Association for Computing Machinery. 2025. (FAccT '25). En ligne : https://dl.acm.org/doi/10.1145/3715275.3732099 [consulté le 19 mars 2026].

BOELAERT, Julien et Étienne OLLION. « The Great Regression: Machine Learning, Econometrics, and the Future of Quantitative Social Sciences », *Revue française de sociologie*. 2018, vol.59 n° 3. p. 475.

BOULCH, François Le, Frederic SUTTER, et David MARTY. « Skywise, pour la maintenance prédictive et au-delà… », *Annales des Mines – Enjeux numériques*. 2021, vol.16 n° 4. p. 54-59.

BRYNJOLFSSON, Erik et Andrew MCAFEE. *The second machine age: work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. First Edition. New York London : W. W. Norton & Company. 2014.

BURRELL, Jenna. « How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms », *Big Data & Society*. 1 juin 2016, vol.3 n° 1. p. 2053951715622512.

CANT, Callum. *Riding for Deliveroo: resistance in the new economy*. Cambridge, UK ; Medford, MA : Polity. 2019. 198 p.

CARDON, Dominique, Jean-Philippe COINTET, et Antoine MAZIERES. « La revanche des neurones : L'invention des machines inductives et la controverse de l'intelligence artificielle », *Réseaux*. 2018, n° 211 n° 5. p. 173.

CARROUE, Louison. *Vendre « de l'IA » : le rôle des intermédiaires marchands dans la structuration du marché de l'intelligence artificielle*, Thèse de doctorat en Sociologie. Paris : Sciences Po. 2026 [à paraître].

CARROUE, Louison. *« We fired the management ! » : étude d'un schisme au sein d'une communauté de développeurs de logiciels libres*, Mémoire de Master. Paris : Sciences Po. 2019. 103 p.

CASILLI, Antonio A. *En attendant les robots : enquête sur le travail du clic*. Paris XIXe : Éditions du Seuil. 2019. 393 p. (La Couleur des idées).

CHIAPELLO, Ève et Patrick GILBERT. *Sociologie des outils de gestion : Introduction à l'analyse sociale de l'instrumentation de gestion*. Paris : La Découverte. 2013. (Grands repères).

CHRISTIN, Angèle. « The ethnographer and the algorithm: beyond the black box », *Theory and Society*. octobre 2020, vol.49 n° 5-6. p. 897-918.

CHRISTIN, Angèle. « Algorithms in practice: Comparing web journalism and criminal justice », *Big Data & Society*. 1 décembre 2017, vol.4 n° 2. p. 1-14.

CLARKE, Michael et Michael JOFFE. *Beyond Replacement or Augmentation: How Creative Workers Reconfigure Division of Labor with Generative AI*. 2025. En ligne : http://arxiv.org/abs/2505.18938 [consulté le 5 décembre 2025].

COATS, Pamela K. « Why Expert Systems Fail », *Financial Management*. 1988, vol.17 n° 3. p. 77-86.

COLLINS, Harry. *Artificial Experts: Social Knowledge and Intelligent Machines*. Cambridge (Massachusetts) : The MIT Press. 1990.

DAUGHERTY, Paul R. et H. James WILSON. *Human + Machine: Reimagining Work in the Age of AI*. Brighton (Massachusetts) : Harvard Business Review Press. 2018.

DAVENPORT, Thomas H. *Only Humans Need Apply: Winners and Losers in the Age of Smart Machines*. 1st ed. London ; New York : HarperCollins Publishers. 2016. 288 p.

DAVIS, Randall. « Expert Systems: Where Are We? And Where Do We Go from Here? », *AI Magazine*. 15 juin 1982, vol.3 n° 2. p. 3-22.

DELL'ACQUA, Fabrizio, Charles AYOUBI, Hila LIFSHITZ-ASSAF, et al. *The Cybernetic Teammate: A Field Experiment on Generative AI Reshaping Teamwork and Expertise*. 2025. (Harvard Business School Strategy Unit Working Paper No. 25-043, Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 25-043, The Wharton School Research Paper , ESSEC Business School Research Paper, Harvard Business School Working Paper 25-043). En ligne : https://papers.ssrn.com/abstract=5188231 [consulté le 5 décembre 2025].

DELL'ACQUA, Fabrizio, Edward MCFOWLAND, Ethan R. MOLLICK, et al. « Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality », *SSRN Electronic Journal*. 2023. En ligne : https://www.ssrn.com/abstract=4573321 [consulté le 5 décembre 2025].

DEMARET, Julie, Gautier GOND, Mamadou NDIONE, et al. « L'usage de l'IA générative du point de vue de l'éthique : Le cas des cabinets d'audit légal », *Revue française de gestion*. 18 février 2026, vol.326 n° 1. p. 117-137.

DESMOULIN, Sonia. « La boîte noire et le médecin:Enquête sur l'enjeu juridique de l'explicabilité des IA médicales », *Réseaux*. 2024, vol.248 n° 6. p. 227-261.

DODIER, Nicolas. « Les arènes des habiletés techniques » in Bernard CONEIN et Laurent THEVENOT (eds.). *Les objets dans l'action : De la maison au laboratoire*. Paris : Éditions de l'École des hautes études en sciences sociales. 1993, p. 115-139. (Raisons pratiques).

EOM, Sean B. « A Survey of Operational Expert Systems in Business (1980-1993) », *Interfaces*. 1996, vol.26 n° 5. p. 50-70.

ESTEBAN, Charlotte. « Construire la « compréhension » d'une machine : Une ethnographie de la conception de deux chatbots commerciaux », *Réseaux*. 2020, N°220-221 n° 2. p. 195.

FAN, Lei, Fangxue LIU, et Cheng CHEN. « Domain adaptation of large language models for geotechnical applications », *Solid Earth Sciences*. 1 mars 2026, vol.11 n° 1. p. 100285.

FELTEN, Edward W., Manav RAJ, et Robert SEAMANS. « How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries? », *SSRN Electronic Journal*. 2023. En ligne : https://www.ssrn.com/abstract=4375268 [consulté le 25 mars 2026].

FLORIDI, Luciano. « AI and Its New Winter: from Myths to Realities », *Philosophy & Technology*. 1 mars 2020, vol.33 n° 1. p. 1-3.

FRENKEN, Koen et Lea FUENFSCHILLING. « The Rise of Online Platforms and the Triumph of the Corporation », *Sociologica*. 29 janvier 2021. p. 101-113 Pages.

FREY, Carl Benedikt et Michael A. OSBORNE. *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?* 2013.

GANDINI, Alessandro. *Reputation economy: understanding knowledge work in digital society*. London : Palgrave Macmillan. 2016. 131 p. (Palgrave Pivot).

GARCIA, Megan. « Racist in the Machine: The Disturbing Implications of Algorithmic Bias », *World Policy Journal*. 2016, vol.33 n° 4. p. 111-117.

GILL, T. Grandon. « Early Expert Systems: Where Are They Now? », *MIS Quarterly*. 1995, vol.19 n° 1. p. 51-81.

GIRARD-CHANUDET, Camille. « " Mais l'algo, là, il va mimer nos erreurs ! " : Contraintes et effets de l'annotation des données d'entraînement d'une IA », *Réseaux*. 29 septembre 2023, vol.240 n° 4. p. 111-144.

GOËTA, Samuel. *Instaurer des données, instaurer des publics : une enquête sociologique dans les coulisses de l'open data*, Thèse de doctorat en Sociologie. Paris : Télécom ParisTech. 2016. 267 p.

GOMES, Barbara. « Le modèle du contrat de travail au défi des plateformes numériques », *Le Droit Ouvrier*. 2019, vol.854 n° 9. p. 599-604.

GOZALO-BRIZUELA, Roberto et Eduardo C. GARRIDO-MERCHÁN. *A survey of Generative AI Applications*. 2023. En ligne : https://arxiv.org/abs/2306.02781 [consulté le 23 mars 2026].

GRAS GENTILETTI, Marion. « Je ne comprends pas votre question », *Socio-anthropologie*. juin 2023 n° 47. p. 87-100.

GURURANGAN, Suchin, Ana MARASOVIĆ, Swabha SWAYAMDIPTA, et al. « Don't Stop Pretraining: Adapt Language Models to Domains and Tasks ». Online : Association for Computational Linguistics. 2020. En ligne : https://aclanthology.org/2020.acl-main.740/ [consulté le 25 mars 2026].

GYÖRY, Andreas, Anne CLEVEN, Falk UEBERNICKEL, et al. « EXPLORING THE SHADOWS: IT GOVERNANCE APPROACHES TO USER-DRIVEN INNOVATION », *ECIS 2012 Proceedings*. 15 mai 2012. En ligne : https://aisel.aisnet.org/ecis2012/222 [consulté le 25 mars 2026].

HAIGH, Thomas. « There Was No "First AI Winter" », *Commun. ACM*. 17 novembre 2023, vol.66 nº 12. p. 35-39.

HINDS, Pamela et Georg VON KROGH. « Generative AI, Emerging Technology, and Organizing: Towards a theory of progressive encapsulation », *Organization Theory*. 1 octobre 2024, vol.5 nº 4. p. 26317877241293478.

ITTEFAQ, Muhammad, Ali ZAIN, Rauf ARIF, et al. « Global news media coverage of artificial intelligence (AI): A comparative analysis of frames, sentiments, and trends across 12 countries », *Telematics and Informatics*. janvier 2025, vol.96. p. 1-18.

JARRAHI, Mohammad Hossein, Gemma NEWLANDS, Min Kyung LEE, et al. « Algorithmic management in a work context », *Big Data & Society*. 1 juillet 2021, vol.8 nº 2.

JEAMMAUD, Antoine. « Le régime des travailleurs des plateformes, une œuvre tripartite », *Le Droit Ouvrier*. 2020, vol.861 nº 4. p. 181-214.

JI, Ziwei, Nayeon LEE, Rita FRIESKE, et al. « Survey of Hallucination in Natural Language Generation », *ACM Computing Surveys*. 31 décembre 2023, vol.55 nº 12. p. 1-38.

JOLY, Pierre-Benoît. « Chapitre 8. À propos de l'Économie des promesses techno-scientifiques » *La Recherche et l'Innovation en France*. Paris : Odile Jacob. 2013, p. 231-255. (FutuRIS).

JOLY, Pierre-Benoit. « On the economics of technoscientific promises » *Débordements*. Paris : Presse des Mines. 2010, p. 203-222.

JORDAN, M. I. et T. M. MITCHELL. « Machine learning: Trends, perspectives, and prospects », *Science*. 17 juillet 2015, vol.349 nº 6245. p. 255-260.

KELLOGG, Katherine C., Melissa A. VALENTINE, et Angèle CHRISTIN. « Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control », *Academy of Management Annals*. janvier 2020, vol.14 nº 1. p. 366-410.

KITCHIN, Rob. *The Data Revolution: Big Data, Open Data, Data Infrastructures and Their Consequences*. London : SAGE Publications Ltd. 2014. 222 p.

KLOTZ, Stefan, Andreas KOPPER, Markus WESTNER, et al. « Causing factors, outcomes, and governance of Shadow IT and business-managed IT: a systematic literature review », *International Journal of Information Systems and Project Management*. 1 janvier 2019, vol.7 nº 1. p. 15-43.

LAW, Matthew et Rama Adithya VARANASI. « Generative AI and Changing Work: Systematic Review of Practitioner-Led Work Transformations Through the Lens of Job Crafting ». Cham : Springer Nature Switzerland. 2025.

LECUN, Yann, Yoshua BENGIO, et Geoffrey HINTON. « Deep learning », *Nature*. mai 2015, vol.521 nº 7553. p. 436-444.

LEE, Min Kyung, Daniel KUSBIT, Evan METSKY, et al. « Working with Machines: The Impact of Algorithmic and Data-Driven Management on Human Workers ». New York, NY, USA : Association for Computing Machinery. 2015. (CHI '15). En ligne : https://dl.acm.org/doi/10.1145/2702123.2702548 [consulté le 23 février 2026].

MASLEJ, Nestor, Loredana FATTORINI, Raymond PERRAULT, et al. *Artificial Intelligence Index Report 2024*. 2024. En ligne : http://arxiv.org/abs/2405.19522 [consulté le 24 mars 2026].

MCDAID, Emma, Paul ANDON, et Clinton FREE. « Algorithmic management and the politics of demand: Control and resistance at Uber », *Accounting, Organizations and Society*. août 2023, vol.109. En ligne : https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0361368223000363 [consulté le 20 mars 2026].

MELL, Peter et Timothy GRANCE. « The NIST Definition of Cloud Computing ». 2011.

MÖHLMANN, Mareike, Lior ZALMANSON, Ola HENFRIDSSON, et al. « Algorithmic Management of Work on Online Labor Platforms: When Matching Meets Control », *Management Information Systems Quarterly*. 1 décembre 2021, vol.45 n° 4. p. 1999-2022.

OPPENLAENDER, Jonas, Rhema LINDER, et Johanna SILVENNOINEN. « Prompting AI Art: An Investigation into the Creative Skill of Prompt Engineering », *International Journal of Human–Computer Interaction*. 18 août 2025, vol.41 n° 16. p. 10207-10229.

PARMENTIER, Guy et Raphaël TEIXEIRA. « Coder avec l'intelligence artificielle : Quels effets sur la créativité des développeurs ? », *Revue française de gestion*. 18 février 2026, vol.326 n° 1. p. 75-96.

PASQUALE, Frank. *The black box society: the secret algorithms that control money and information*. Cambridge : Harvard University Press. 2015. 1 p.

PILLON, Jean-Marie. *Les rendements du chômage : mesures du travail et travail de mesure à Pôle emploi*, Thèse de doctorat en Sociologie. Nanterre : Université Paris Ouest Nanterre. 2014. 547 p.

PLANTIN, Jean-Christophe, Carl LAGOZE, Paul N EDWARDS, et al. « Infrastructure studies meet platform studies in the age of Google and Facebook », *New Media & Society*. janvier 2018, vol.20 n° 1. p. 293-310.

POWER, Michael. « Theorizing the Economy of Traces: From Audit Society to Surveillance Capitalism », *Organization Theory*. juillet 2022, vol.3 n° 3. En ligne : https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/26317877211052296 [consulté le 20 mars 2026].

RAHMAN, Hatim, Tim WEISS, et Arvind KARUNAKARAN. *The Experimental Hand: How Platform-based Experimentation Reconfigures Worker Autonomy*. 2023. En ligne : https://osf.io/preprints/socarxiv/mhvr9_v1/ [consulté le 5 décembre 2025].

RAISCH, Sebastian et Sebastian KRAKOWSKI. « Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox », *The Academy of Management Review*. 2021, vol.46 n° 1. p. 192-210.

RELIEU, Marc, Merve SAHIN, et Aurélien FRANCILLON. « Une approche configurationnelle des leurres conversationnels », *Réseaux*. 29 mai 2020, vol.220221 n° 2. p. 81-111.

RIDLEY, Michael. « Prototyping expert systems in reference services (1980–2000): experimentation, success, disillusionment, and legacy », *Library & Information History*. avril 2024, vol.40 n° 1. p. 46-67.

RIP, Arie et Jan-Peter VOB. « Umbrella terms as mediators in the governance of emerging science and technology » *Nanotechnology and Its Governance*. Milton Park : Routledge. 2019, p. 158.

ROGERS, Everett M. *Diffusion of innovations*. New York : Free Press of Glencoe. 1962. 367 p.

ROSENBLAT, Alex. *Uberland: how algorithms are rewriting the rules of work*. Oakland, California : University of California Press. 2018. 271 p.

ROSENBLAT, Alex et Luke STARK. « Uber's Drivers: Information Asymmetries and Control in Dynamic Work », *SSRN Electronic Journal*. 2015. En ligne : http://www.ssrn.com/abstract=2686227 [consulté le 24 novembre 2020].

SCHMITT, Anuschka, Krzysztof Z. GAJOS, et Osnat MOKRYN. *Generative AI in the Software Engineering Domain: Tensions of Occupational Identity and Patterns of Identity Protection*. 2024. En ligne : http://arxiv.org/abs/2410.03571 [consulté le 5 décembre 2025].

SEEBER, Isabella, Eva BITTNER, Robert O. BRIGGS, et al. « Machines as teammates: A research agenda on AI in team collaboration », *Information & Management*. mars 2020, vol.57 n° 2. p. 103174.

SILIC, Mario et Andrea BACK. « Shadow IT – A view from behind the curtain », *Computers & Security*. septembre 2014, vol.45. p. 274-283.

SILIC, Mario, Dario SILIC, et Kathrin KIND-TRÜLLER. « From Shadow It to Shadow AI–Threats, Risks and Opportunities for Organizations », *Strategic Change*. 24 juin 2025. p. jsc.2682.

SILVA, Selena et Martin KENNEY. « Algorithms, Platforms, and Ethnic Bias: An Integrative Essay », *Phylon (1960–)*. 2018, vol.55 n° 1 & 2. p. 9-37.

SIMIONI, Melchior et Philippe STEINER. *La société du matching*. Paris : Sciences po, les presses. 2024.

SRNICEK, Nick et Laurent DE SUTTER. *Platform capitalism*. Cambridge, UK ; Malden, MA : Polity. 2017. 171 p. (Theory redux).

STARK, David et Ivana PAIS. « Algorithmic Management in the Platform Economy », *Sociologica*. 2020, vol.14 n° 3. p. 47-72.

STARK, David et Pieter VANDEN BROECK. « Principles of Algorithmic Management », *Organization Theory*. 1 avril 2024, vol.5 n° 2. En ligne : https://doi.org/10.1177/26317877241257213 [consulté le 25 février 2026].

SUN, Yifan, Nicolas Bohm AGOSTINI, Shi DONG, et al. *Summarizing CPU and GPU Design Trends with Product Data*. 2020. En ligne : http://arxiv.org/abs/1911.11313 [consulté le 14 mars 2026].

THINE, Sylvain. *Innover pour s'imposer : consultants et conseil en nouvelles technologies*. Rennes : Presses universitaires de Rennes. 2014. (Des sociétés).

THINE, Sylvain. « L'espace du conseil sous l'effet des ERP », *Sciences de la société*. 2004 n° 61. p. 159-176.

VAYRE, Jean-Sébastien. « Comment décrire les technologies d'apprentissage artificiel ? : Le cas des machines à prédire », *Réseaux*. 16 novembre 2018, vol.211 n° 5. p. 69-104.

VAYRE, Jean-Sébastien. *Des machines à produire des futurs économiques : sociologie des intelligences artificielles marchandes à l'ère du big data*, Thèse de doctorat en Sociologie. Toulouse : Université Toulouse le Mirail – Toulouse II. 2016. 702 p.

WATKINS, Elizabeth Anne et David STARK. « The Möbius Organizational Form: Make, Buy, Cooperate, or Co-opt? », *Sociologica*. 26 juillet 2018, vol.12 n° 1. p. 65-80.

WEI, Jason, Xuezhi WANG, Dale SCHUURMANS, et al. « Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models ». Red Hook, NY, USA : Curran Associates Inc. 2022. (NIPS '22).

WEIZENBAUM, Joseph. « ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine », *Communications of the ACM*. janvier 1966, vol.9 n° 1. p. 36-45.

ZAMFIRESCU-PEREIRA, J.D., Richmond Y. WONG, Bjoern HARTMANN, et al. « Why Johnny Can't Prompt: How Non-AI Experts Try (and Fail) to Design LLM Prompts ». New York, NY, USA : Association for Computing Machinery. 2023. (CHI '23). En ligne : https://doi.org/10.1145/3544548.3581388 [consulté le 17 mars 2026].