

SÉRIE DE DOCUMENTS DE TRAVAIL DU NBER

L'IA GÉNÉRATIVE AU TRAVAIL

Erik Brynjolfsson  
Danielle Li  
Lindsey R. Raymond

Document de travail 31161  
<http://www.nber.org/papers/w31161>

BUREAU NATIONALE DE LA RECHERCHE ECONOMIQUE

1050 Massachusetts Avenue  
Cambridge, MA 02138  
Avril 2023, révisé novembre 2023

Nous remercions Daron Acemoglu, David Autor, Amittai Axelrod, Eleanor Dillon, Zayd Enam, Luis Garicano, Alex Frankel, Sam Manning, Sendhil Mullainathan, Emma Pierson, Scott Stern, Ashesh Rambachan, John Van Reenen, Raffaella Sadun, Kathryn Shaw, Christopher Stanton, Sebastian Thrun et divers participants au séminaire pour leurs commentaires et suggestions utiles. Nous remercions Max Feng pour son excellente aide à la recherche et le Stanford Digital Economy Lab pour son financement. Le contenu relève de la seule responsabilité des auteurs et ne représente pas nécessairement les opinions officielles de l'Université de Stanford, du MIT ou du National Bureau of Economic Research.

Au moins un co-auteur a révélé des relations supplémentaires potentiellement pertinentes pour cette recherche. De plus amples informations sont disponibles en ligne sur <http://www.nber.org/papers/w31161>

Les documents de travail du NBER sont diffusés à des fins de discussion et de commentaires. Ils n'ont pas été évalués par des pairs ni soumis à l'examen du conseil d'administration du NBER qui accompagne les publications officielles du NBER.

© 2023 par Erik Brynjolfsson, Danielle Li et Lindsey R. Raymond. Tous droits réservés. De courtes sections de texte, ne dépassant pas deux paragraphes, peuvent être citées sans autorisation explicite à condition que la totalité du crédit, y compris la mention ©, soit accordée à la source.

L'IA générative au travail

Erik Brynjolfsson, Danielle Li et Lindsey R. Raymond

Document de travail du NBER n° 31161

Avril 2023, révisé novembre 2023

JEL n° D8, J24, M15, M51, O33

### ABSTRAIT

Les nouveaux outils d'IA ont le potentiel de changer la façon dont les travailleurs travaillent et apprennent, mais on sait peu de choses sur leurs impacts sur le travail. Dans cet article, nous étudions l'introduction échelonnée d'un assistant conversationnel génératif basé sur l'IA utilisant les données de 5 179 agents du support client. L'accès à l'outil augmente la productivité, mesurée en nombre de problèmes résolus par heure, de 14 % en moyenne, dont une amélioration de 34 % pour les travailleurs novices et peu qualifiés, mais avec un impact minimal sur les travailleurs expérimentés et hautement qualifiés. Nous fournissons des preuves suggestives que le modèle d'IA diffuse les meilleures pratiques des travailleurs les plus compétents et aide les nouveaux travailleurs à progresser dans la courbe d'expérience. De plus, nous constatons que l'assistance de l'IA améliore le sentiment des clients, augmente la rétention des employés et peut conduire à l'apprentissage des travailleurs. Nos résultats suggèrent que l'accès à l'IA générative peut augmenter la productivité, avec une grande hétérogénéité des effets entre les travailleurs.

Erik Brynjolfsson

Laboratoire d'économie numérique de Stanford

353, chemin Jane Stanford, bureau 136

Stanford, Californie 94305

et NBER

erik.brynjolfsson@gmail.com

Lindsey R. Raymond

École de gestion MIT Sloan

100, rue principale

E62-489

Cambridge, MA 02142

lindsey.r.raymond@gmail.com

Danielle Li

École de gestion MIT Sloan

100, rue Main, E62-484

Cambridge, MA 02142

et NBER

d\_li@mit.edu

L'émergence de l'intelligence artificielle (IA) générative a suscité une attention considérable, mais peu d'études ont examiné son impact économique. Alors que divers outils d'IA générative ont réalisé bien en laboratoire, l'enthousiasme suscité par leur potentiel a été tempéré par les inquiétudes selon lesquelles ces outils peuvent être moins efficaces dans des contextes réels, où ils peuvent rencontrer des problèmes inhabituels. Souvent, ils se heurtent à une résistance organisationnelle ou fournissent des informations trompeuses dans un environnement conséquent (Peng et al., 2023a ; Roose, 2023).

Dans cet article, nous étudions l'adoption d'un outil d'IA générative qui fournit des conseils conversationnels aux agents du support client.<sup>1</sup> Il s'agit, à notre connaissance, de la première étude de l'impact de l'IA générative. L'IA lorsqu'elle est déployée à grande échelle sur le lieu de travail. Nous constatons que l'accès à l'assistance de l'IA augmente la productivité des agents de 14 %, mesurée par le nombre de problèmes clients qu'ils sont capables de résoudre et le temps par heure. Contrairement aux études sur les vagues précédentes d'informatisation, nous constatons que ces gains profitent de manière disproportionnée aux travailleurs moins expérimentés et moins qualifiés.<sup>2</sup> Nous soutenons que cela se produit parce que les systèmes d'IA générative fonctionnent en capturant et en diffusant les modèles de comportement qui caractérisent les agents les plus productifs, y compris les connaissances qui ont échappé à l'automatisation depuis les vagues précédentes d'informatisation.

Les ordinateurs et les logiciels ont transformé l'économie grâce à leur capacité à réaliser certaines tâches. Ils accomplissent ces tâches avec beaucoup plus de précision, de rapidité et de cohérence que les humains. Pour être efficaces, ces systèmes nécessitent généralement des instructions explicites et détaillées sur la façon de transformer les entrées en sorties : lorsque les ingénieurs écrivent du code pour exécuter une tâche, ils codifient cette tâche.<sup>3</sup> Pourtant, parce que de nombreux travailleurs accomplissent des tâches qui reposent sur des connaissances tacites, elles ont jusqu'à présent défié l'automatisation (Polanyi, 1966 ; Autor, 2014).<sup>4</sup>

Les algorithmes d'apprentissage automatique (ML) fonctionnent différemment des programmes informatiques traditionnels : au lieu d'exiger des instructions explicites pour fonctionner, ces systèmes déduisent des instructions à partir d'exemples. Donné un ensemble d'images d'entraînement, par exemple, les systèmes ML peuvent apprendre à reconnaître des individus spécifiques, même si on ne peut pas expliquer pleinement quelles caractéristiques physiques caractérisent l'identité d'une personne donnée. Cette capacité met en évidence un aspect clé et distinctif des systèmes ML : ils peuvent apprendre à effectuer des tâches même

---

<sup>1</sup>Une note sur la terminologie. Il existe de nombreuses définitions de l'intelligence artificielle et de l'intelligence elle-même : Legg et al. (2007) en répertorient plus de 70. Dans cet article, nous définissons « l'intelligence artificielle » (IA) comme un terme générique désignant les systèmes qui présentent un comportement intelligent, comme l'apprentissage du raisonnement et la résolution de problèmes. Le « machine learning » (ML) est une branche de l'IA qui utilise des algorithmes pour apprendre à partir de données, identifier des modèles et faire des prédictions ou des décisions sans être explicitement programmé (Google, sd). Les grands modèles de langage (LLM) et les outils construits autour des LLM tels que ChatGPT sont une application de plus en plus importante de l'apprentissage automatique. Les LLM génèrent du nouveau contenu, ce qui en fait une forme d'« IA générative ».

<sup>2</sup>Nous proposons une discussion de cette littérature à la fin de cette section.

<sup>3</sup>Par codifier, nous entendons compiler un processus en une routine formelle et ordonnée.

<sup>4</sup>Les connaissances tacites font référence aux connaissances et aux compétences que les individus possèdent mais sont incapables d'exprimer explicitement. Elle est souvent intuitive et non verbale, acquise grâce à des expériences personnelles, des observations et une pratique au fil du temps. Les connaissances tacites sont profondément ancrées dans le comportement d'un individu et peuvent être difficiles à transférer ou à transmettre à d'autres par le biais de méthodes traditionnelles telles que la formation ou les manuels (Polanyi, 1966).

lorsqu'aucune instruction n'existe, y compris les tâches nécessitant des connaissances tacites qui ne pouvaient auparavant être acquises que par l'expérience vécue (Polanyi, 1966 ; Autor, 2014 ; Brynjolfsson et Mitchell, 2017)<sup>5</sup>.

De plus, les systèmes de ML sont souvent formés à partir des données provenant de travailleurs humains, qui diffèrent naturellement dans leurs capacités. En voyant de nombreux exemples de tâches : rédiger des arguments de vente, conduire un camion ou diagnostiquer un patient, pour n'en nommer que quelques-uns – bien ou mal exécutés, ces modèles peuvent implicitement apprendre quels comportements et caractéristiques spécifiques distinguent les travailleurs les plus performants des autres travailleurs moins efficaces homologues. Autrement dit, non seulement les modèles d'IA génératifs sont capables d'effectuer des tâches complexes, mais ils pourrait également être capable d'acquérir les compétences qui distinguent les meilleurs travailleurs. L'utilisation d'outils ML peut exposer donc les travailleurs peu qualifiés à de nouvelles compétences et conduisent à des changements différentiels de productivité.

Nous étudions l'impact de l'IA générative sur la productivité et l'expérience des travailleurs dans le secteur du service client, une industrie avec l'un des taux d'adoption de l'IA les plus élevés (Chui et al., 2021). Nous examiner le déploiement échelonné d'un assistant de chat utilisant les données de 5 000 agents travaillant pour un Entreprise de logiciels Fortune 500 qui fournit des logiciels de processus métier. L'outil que nous étudions est construit sur une version récente de la famille Generative Pre-trained Transformer (GPT) de grands modèles de langage développée par OpenAI (OpenAI, 2023). Il surveille les discussions des clients et fournit aux agents des suggestions en temps réel sur la manière de répondre. Il est conçu pour renforcer les agents, qui restent responsables de la conversation et sont libres d'ignorer ses suggestions.

Nous disposons de trois séries de résultats.

Premièrement, l'assistance de l'IA augmente la productivité des travailleurs, ce qui entraîne une augmentation de 14 % du nombre de discussions qu'un agent résout avec succès par heure. Cette augmentation reflète des changements dans trois composantes de productivité : une diminution du temps nécessaire à un agent pour gérer un chat individuel, une augmentation du nombre de discussions qu'un agent gère par heure (les agents peuvent gérer plusieurs discussions à la fois) et une légère augmentation de la part des discussions résolues avec succès. Les impacts sur la productivité de l'aide de l'IA sont très inégaux. Nous constatons que les travailleurs moins qualifiés et moins expérimentés améliorent de manière significative dans toutes les mesures de productivité que nous prenons en compte, y compris une augmentation de 34 % du nombre de problèmes qu'ils sont capables de résoudre par heure. L'accès à l'outil d'IA aide les nouveaux agents à se déplacer davantage descendre rapidement la courbe d'expérience : les agents traités avec deux mois d'ancienneté sont tout aussi performants en tant qu'agents non traités avec plus de six mois d'ancienneté. En revanche, nous constatons des impacts minimes sur la productivité des travailleurs plus expérimentés ou plus qualifiés. En effet, nous trouvons des preuves que L'assistance de l'IA peut diminuer la qualité des conversations des agents les plus qualifiés. Ces résultats contrastent, dans l'esprit, avec les études qui révèlent des changements techniques biaisés en termes de compétences lors des vagues précédentes.

---

<sup>5</sup>Comme le dit Meijer (2018), « là où l'ingénieur logiciel 1.0 spécifie formellement son problème, conçoit soigneusement des algorithmes, compose des systèmes à partir de sous-systèmes ou décompose des systèmes complexes en composants plus petits, l'ingénieur logiciel 2.0 rassemble des données de formation et les alimente simplement dans un système ». Algorithme ML... »

de la technologie informatique (Autor et al., 2003 ; Acemoglu et Restrepo, 2018 ; Bresnahan et al., 2002 ; Bartel et al., 2007).

Notre deuxième ensemble de résultats étudie le mécanisme qui sous-tend nos principales conclusions. Nous montrons que Les recommandations de l'IA semblent utiles aux travailleurs : des agents qui suivent les recommandations de plus près voir des gains de productivité plus importants et les taux d'adhésion augmenter au fil du temps pour tous les travailleurs, en particulier ceux qui étaient au départ plus sceptiques. Nous constatons également que l'engagement envers les recommandations de l'IA peut générer un apprentissage durable. Utilisation des données sur les pannes logicielles : périodes pendant lesquelles le logiciel d'IA ne fournit aucune suggestion – nous montrons que les travailleurs voient des gains de productivité par rapport à leur base de référence pré-IA, même lorsque les recommandations ne sont pas disponibles. Ces gains en période de panne sont plus prononcé pour les travailleurs qui ont été plus exposés à l'aide de l'IA ou qui ont suivi l'IA recommandations de plus près. Enfin, nous analysons le texte des chats des agents et fournissons des suggestions preuve que l'accès à l'IA favorise la convergence des modèles de communication : les agents peu qualifiés commencent communiquant davantage comme des agents hautement qualifiés.

Notre troisième série de résultats se concentre sur l'expérience de travail des agents. Le travail dans les centres de contact<sup>6</sup> est souvent difficile. Les agents sont régulièrement exposés à un traitement hostile de la part de clients contrariés (et anonymes), et comme une grande partie du travail est externalisée, de nombreux agents travaillent de nuit afin de servir les États-Unis. heures de travail. L'assistance de l'IA peut aider les agents à communiquer plus efficacement, mais pourrait également augmenter la probabilité que les agents soient perçus comme mécaniques ou inauthentiques. Nous montrons que l'accès à l'IA l'assistance améliore considérablement la manière dont les clients traitent les agents, telle que mesurée par le sentiment de leur messages de discussion. Nous constatons également que les clients sont moins susceptibles de remettre en question la compétence des agents en demander à parler à un superviseur. Ces changements s'accompagnent d'une diminution substantielle du nombre de travailleurs l'attrition, qui est motivée par la rétention des nouveaux travailleurs.

Nos résultats globaux montrent que l'accès à l'IA générative peut augmenter la productivité et la rétention de travailleurs individuels. Nous soulignons cependant que notre article n'a pas pour objectif de faire la lumière sur effets globaux sur l'emploi ou les salaires des outils d'IA générative. Les entreprises pourraient réagir à l'augmentation productivité des travailleurs novices en les embauchant davantage, en déqualifiant les postes ou en cherchant à développer des systèmes d'IA plus puissants capables de remplacer entièrement les travailleurs moins qualifiés. Malheureusement, notre les données ne nous permettent pas d'observer les changements dans les salaires, la demande globale de main-d'œuvre ou la composition des compétences des travailleurs embauchés pour le travail.

Nos résultats mettent également en évidence les défis d'incitation à long terme que posent les systèmes d'IA. Haut les travailleurs ne sont généralement pas payés pour leurs contributions aux données de formation utilisées par les systèmes d'IA capter et diffuser leurs compétences. Pourtant, sans ces contributions, les systèmes d'IA pourraient être moins performants.

---

<sup>6</sup>Le terme « centre de contact » actualise le terme « centre d'appels » pour refléter le fait qu'une proportion croissante de clients les contacts de service n'impliquent plus d'appels téléphoniques.

efficace pour apprendre à résoudre de nouveaux problèmes. Notre travail soulève donc des questions sur la façon dont les travailleurs devraient être rémunérés pour les données qu'ils fournissent aux systèmes d'IA.

Notre article est lié à une vaste littérature sur l'impact de l'adoption technologique sur les travailleurs. productivité et organisation du travail (par exemple [Rosen, 1981](#) ; [Autor et al., 1998](#) ; [Athey et Stern, 2002](#) ; [Bresnahan et al., 2002](#) ; [Bartel et al., 2007](#) ; [Acemoglu et al., 2007](#) ; [Hoffman et al., 2017](#) ; [Bloom et coll., 2014](#) ; [Michaels et coll., 2014](#) ; [Garicano et Rossi-Hansberg, 2015](#) ; [Acemoglu et Restrepo, 2020](#) ; [Felten et coll., 2023](#)). Bon nombre de ces études, en particulier celles axées sur les technologies de l'information, démontrent que l'informatique complète les travailleurs les plus qualifiés ([Akerman et al., 2015](#) ; [Taniguchi et Yamada, 2022](#)). [Bartel et coll. \(2007\)](#) montre que les entreprises qui adoptent les TI ont tendance à faire appel à des du travail et accroître les exigences en matière de compétences pour leurs travailleurs. [Acemoglu et Restrepo \(2020\)](#) étudient le diffusion des robots et constatent que les effets négatifs des robots sur l'emploi sont plus prononcés les travailleurs occupant des postes de cols bleus et ceux qui n'ont pas de diplôme universitaire.

Il y a eu beaucoup moins d'études impliquant des technologies basées sur l'IA, génératives ou non. [Acemoglu et coll. \(2022\)](#) ; [Zolas et coll. \(2020\)](#) ; [Calvino et Fontanelli \(2023\)](#) examinent des données économiques à l'échelle des États-Unis et de l'OCDE et montrent que l'adoption d'outils d'IA se concentre parmi les grandes entreprises, jeunes entreprises avec une productivité relativement élevée. Jusqu'à présent, les données probantes sur les impacts sur la productivité ces technologies sont mixtes : par exemple [Acemoglu et al. \(2022\)](#) ne trouvent aucune relation détectable entre les investissements dans des outils spécifiques à l'IA, tandis que [Babina et al. \(2022\)](#) trouvent des preuves d'une relation positive entre les investissements des entreprises en IA et leur croissance et valorisation ultérieures.<sup>7</sup> Ces Les études mettent toutes en garde contre le fait que les effets des technologies d'IA sur la productivité pourraient être difficiles à identifier à un moment donné. au niveau macro, car les entreprises qui adoptent l'IA diffèrent considérablement de celles qui ne l'adoptent pas.

Dans cet article, nous fournissons des preuves au niveau micro sur l'adoption d'un outil d'IA générative à travers des milliers de travailleurs travaillant dans une entreprise donnée et chez ses sous-traitants. Notre travail est plus proche lié à plusieurs autres études examinant les impacts de l'IA générative dans des environnements de type laboratoire. [Peng et coll. \(2023b\)](#) recrutent des ingénieurs logiciels pour une tâche de codage spécifique (écrire un serveur HTTP en JavaScript) et montrent que ceux qui ont accès à GitHub Copilot accomplissent cette tâche deux fois plus rapidement. De même, [Noy et Zhang \(2023\)](#) mènent une expérience en ligne montrant que les sujets ayant accès à ChatGPT accomplissent plus rapidement leurs tâches de rédaction professionnelle. [Choi et Schwarcz \(2023\)](#) donnent aux étudiants en droit l'accès à l'assistance de l'IA lors d'un examen de faculté de droit. Conformément à nos conclusions, [Noy et Zhang \(2023\)](#), [Choi et Schwarcz \(2023\)](#) et [Peng et al. \(2023a\)](#) constatent que ChatGPT compresse la répartition de la productivité, les travailleurs les moins qualifiés en bénéficiant le plus. Notre article, cependant, est

---

<sup>7</sup>L'OCDE (2023) rapporte que lorsqu'on interroge directement les entreprises interrogées, 57 % des employeurs du secteur financier et 63 % du secteur manufacturier ont indiqué que l'IA avait un impact positif sur la productivité et 80 % des travailleurs interrogés qui travaillent avec l'IA déclarent de meilleures performances professionnelles.

le premier à examiner les effets à long terme sur un lieu de travail réel où nous pouvons également suivre les tendances d'apprentissage, les effets secondaires sur le client et les changements dans l'expérience de travail.

## 1 IA générative et grands modèles de langage

Ces dernières années, le rythme rapide du développement de l'IA et des outils de diffusion publique tels que ChatGPT, GitHub Copilot et DALL-E ont attiré l'attention, l'optimisme et l'inquiétude (Maison Blanche, 2022). Ces technologies sont toutes des exemples de « IA générative », une classe de technologies d'apprentissage automatique qui peuvent générer de nouveaux contenus, tels que du texte, des images, de la musique ou des vidéos, en analyser les modèles dans les données existantes. Dans cette section, nous fournissons un aperçu de l'IA générative en tant que technologie et discuter de ses implications économiques potentielles.

### 1.1 Introduction technique

Cet article se concentre sur une classe importante d'IA générative, les grands modèles de langage (LLM). Les LLM sont des modèles de réseaux neuronaux conçus pour traiter des données séquentielles (Bubeck et al., 2023). Un LLM est formé en apprenant à prédire le mot suivant dans une séquence, compte tenu de ce qui précède, en utilisant un vaste corpus de texte (comme Wikipédia, des livres numérisés ou des portions d'Internet). Cette connaissance de la cooccurrence statistique des mots lui permet de générer un nouveau texte grammaticalement correct et sémantiquement significatif. Bien que le « grand modèle de langage » implique le langage humain, les mêmes techniques peuvent être utilisées pour produire d'autres formes de données séquentielles (« texte ») telles que des séquences protéiques, de l'audio, du code informatique ou des coups d'échecs (Eloundou et al., 2023).

Les progrès récents de l'IA générative ont été motivés par quatre facteurs : l'échelle de calcul, des innovations dans l'architecture des modèles, la capacité de « pré-entraîner » à l'aide de grandes quantités de données non étiquetées et des améliorations dans les techniques de formation.<sup>8</sup>

Premièrement, la qualité des LLM dépend fortement de l'échelle : la quantité de puissance de calcul utilisée pour la formation, le nombre de paramètres du modèle et la taille de l'ensemble de données (Kaplan et al., 2020). Les entreprises sont consacrant de plus en plus de ressources à l'augmentation de cette échelle. Le modèle GPT-3 comprenait 175 milliards de paramètres, a été formé sur 300 milliards de jetons et a généré environ 5 millions de dollars en les coûts de calcul seuls ; le modèle GPT-4, quant à lui, devrait inclure 1 800 milliards de paramètres, formés sur 13 000 milliards de jetons, pour un coût de calcul uniquement de 65 millions de dollars (Li, 2020 ; Brown et al., 2020 ; Patel et Wong, 2023). )

---

<sup>8</sup>Pour un examen technique plus détaillé des progrès, voir Radford et Narasimhan (2018) ; Radford et coll. (2019) ; Liu et coll. (2023) ; Ouyang et coll. (2022).

En termes d'architecture de modèle, les LLM modernes utilisent deux innovations clés antérieures : l'encodage et attention personnelle. Les encodages positionnels gardent une trace de l'ordre dans lequel un mot apparaît dans une entrée donnée.<sup>9</sup> Pendant ce temps, l'auto-attention attribue des pondérations d'importance à chaque mot dans le contexte de l'intégralité du texte saisi. Ensemble, cette approche permet aux modèles de capturer des données sémantiques à long terme. relations au sein d'un texte d'entrée, même lorsque ce texte est divisé en segments plus petits et traité en parallèle (Vaswani et al., 2017 ; Bahdanau et al., 2015).

Ensuite, les LLM peuvent être pré-entraînés sur de grandes quantités de données non étiquetées provenant de sources telles que Reddit ou Wikipédia. Étant donné que les données non étiquetées sont beaucoup plus répandues que les données étiquetées, les LLM peuvent apprendre sur le langage naturel sur un corpus de formation beaucoup plus large (Brown et al., 2020). En voyant, pour Par exemple, que le mot « jaune » est plus susceptible d'être observé avec « banane » ou « soleil » ou « caoutchouc ». duckie », le modèle peut en apprendre davantage sur les relations sémantiques et grammaticales même sans conseils explicites (Radford et Narasimhan, 2018). Le modèle résultant peut être utilisé dans plusieurs applications car sa formation n'est pas spécifique à un ensemble de tâches particulier.

Enfin, les LLM à usage général peuvent être davantage « affinés » pour générer des résultats qui correspondent aux priorités de tout contexte spécifique (Ouyang et al., 2022 ; Liu et al., 2023). Par exemple, un modèle formé pour générer du contenu sur les réseaux sociaux gagnerait à recevoir des données étiquetées contenant non seulement le contenu d'une publication ou d'un tweet, mais également des informations sur le degré d'engagement des utilisateurs qu'il a reçu. De même, un LLM peut générer plusieurs réponses potentielles à une requête donnée, mais certaines d'entre elles peut être factuellement incorrect ou contenir un langage toxique. Pour discipliner ce modèle, les évaluateurs humains peut classer ces résultats pour former une fonction de récompense qui priorise les réponses souhaitables. Ces types de raffinements peuvent améliorer considérablement la qualité du modèle en améliorant un modèle à usage général adapté à son application spécifique (Ouyang et al., 2022).

Ensemble, ces innovations ont généré des améliorations significatives des performances des modèles. La famille de modèles Generative Pre-trained Transformer (GPT), en particulier, a attiré une attention considérable des médias pour ses capacités en expansion rapide.<sup>10</sup>

## 1.2 Les impacts économiques de l'IA générative

Les ordinateurs ont toujours excellé dans l'exécution d'instructions préprogrammées, ce qui les rend particulièrement efficaces pour les tâches pouvant être réduites à des règles explicites (Autor, 2014). Par conséquent, com-

La putérisation a réduit de manière disproportionnée la demande de travailleurs effectuant des tâches « routinières » telles que la saisie de données, la comptabilité et le travail à la chaîne de montage, réduisant ainsi les salaires dans ces emplois (Acemoglu et Autor, 2011). Dans le même temps, l'informatisation a également accru la demande de travailleurs qui

---

<sup>9</sup>Par exemple, un modèle garderait une trace de « le, 1 » au lieu de seulement « le » (si « le » était le premier mot de la phrase).

<sup>10</sup>Par exemple, il a récemment été démontré que GPT-4 surpasse les humains lors de l'examen du barreau américain (Liu et al., 2023 ; Bubeck et al., 2023 ; OpenAI, 2023).

posséder des compétences complémentaires telles que la programmation, l'analyse de données et la recherche. Ensemble, ces changements ont contribué à accroître les inégalités salariales aux États-Unis et ont été liés à divers changements organisationnels (Katz et Murphy, 1992 ; Autor et al., 2003 ; Michaels et al., 2014 ; Bresnahan et al., 2002 ; Baker et Hubbard, 2003 ; OCDE, 2023).

En revanche, les outils d'IA générative ne nécessitent pas d'instructions explicites pour effectuer des tâches. Si on lui demande de écrire un e-mail refusant une augmentation à un employé, les outils d'IA générative répondront probablement avec un professionnel et note conciliante. Cela se produit parce que le modèle aura vu de nombreux exemples de lieux de travail communication dans laquelle les demandes sont refusées de cette manière. Il est important de noter que le modèle produit de tels une sortie même si aucun programmeur n'a explicitement spécifié pour quelle tonalité serait appropriée quel contexte, ni même défini ce que signifie un ton comme « professionnel » ou « conciliant ». En effet, le La capacité à se comporter « de manière appropriée » ne peut être pleinement exprimée, même par ceux qui possèdent il. Au contraire, les gens apprennent à le faire par expérience et appliquent des règles inconscientes dans le processus. Ce Un type de « connaissance tacite » est à la base de la plupart des tâches que les humains effectuent, tant sur le lieu de travail qu'à l'extérieur. (Polanyi, 1966 ; Auteur, 2014).

Le fait que les modèles d'IA générative affichent de telles compétences suggère qu'ils peuvent acquérir des capacités tacites. connaissances intégrées dans les exemples de formation qu'ils rencontrent. Cette capacité étend la types de tâches que les ordinateurs peuvent être capables d'effectuer pour inclure des tâches non routinières qui comptez sur votre jugement et votre expérience. Par exemple, Github Copilot, un outil d'IA qui génère du code suggestions pour les programmeurs, a obtenu des performances impressionnantes sur les questions techniques de codage et, si on le lui demande, peut fournir des explications en langage naturel sur le fonctionnement du code qu'il produit (Nguyen et Nadi, 2022 ; Zhao, 2023). Parallèlement, les services « AI-assistant » tels que Claude peuvent être utilisés pour produire des analyses de rentabilisation convaincantes, y compris la lecture et l'interprétation des états financiers. et proposer des évaluations stratégiques. Parce que bon nombre de ces tâches (codage, analyse financière, etc.) sont actuellement effectués par des travailleurs qui ont été isolés ou ont bénéficié des vagues précédentes de l'adoption de la technologie, l'expansion de l'IA générative a le potentiel de modifier la relation entre technologie, productivité du travail et inégalités (Maison Blanche, 2022).

Les outils d'IA générative peuvent non seulement élargir les types de tâches que les machines peuvent effectuer, mais ils peuvent aussi révèlent également des informations précieuses sur la manière dont les travailleurs humains les plus productifs diffèrent des autres. En effet, les modèles ML qui sous-tendent les systèmes d'IA générative sont généralement formés sur des données. générés par les travailleurs humains et, par conséquent, nous rencontrons de nombreux exemples de personnes exécutant tâches à la fois bonnes et mauvaises. En apprenant à prédire de bons résultats sur de telles données, les modèles ML peuvent identifier implicitement les caractéristiques ou les modèles de comportement qui distinguent les plus performants des moins performants, y compris des subtilités enracinées dans des connaissances tacites. Les systèmes d'IA générative exploitent ensuite ces connaissances et utilisez-le pour produire de nouveaux comportements qui incarnent ce que les plus performants pourraient faire. Cette capacité pourrait être

utilisés de différentes manières : les entreprises peuvent choisir de remplacer les travailleurs peu qualifiés par des outils basés sur l'IA, tels que des outils pourraient être utilisés pour démontrer les meilleures pratiques afin d'aider les travailleurs peu qualifiés à s'améliorer ou à aider moins les travailleurs expérimentés sont plus rapidement opérationnels. Dans les deux cas, les outils d'IA générative peuvent avoir impacts différentiels selon la capacité des travailleurs, même parmi les travailleurs effectuant les mêmes tâches.

Malgré leur potentiel, les outils d'IA générative sont confrontés à des défis importants dans les applications du monde réel. Au niveau technique, il a été démontré que les outils populaires basés sur le LLM, tels que ChatGPT, produisent informations fausses ou trompeuses de manière imprévisible, suscitant des inquiétudes quant à leur capacité à être fiable dans les situations à enjeux élevés. Deuxièmement, même si les modèles LLM fonctionnent souvent bien sur des tâches spécifiques le laboratoire (OpenAI, 2023 ; Peng et al., 2023b ; Noy et Zhang, 2023), les types de problèmes que les travailleurs les rencontres dans des contextes réels sont susceptibles d'être plus larges et moins prévisibles. Cela suscite des inquiétudes à la fois sur la question de savoir si les outils d'IA seront capables de fournir une assistance précise en toutes circonstances et... peut-être plus important encore : la question de savoir si les travailleurs seront capables de distinguer les cas où les outils d'IA sont efficaces par rapport à ceux où ils ne le sont pas. Enfin, l'efficacité des nouvelles technologies est susceptible de dépendent de la façon dont ils interagissent avec les structures de travail existantes. Des technologies prometteuses pourraient avoir des effets plus limités dans la pratique en raison de la nécessité d'investissements organisationnels complémentaires, de compétences développement ou refonte des processus métier. Parce que les technologies d'IA générative ne font que commencer à utiliser sur le lieu de travail, on sait actuellement peu de choses sur leurs impacts.

## 2 Notre environnement : LLM pour le support client

### 2.1 Support client et IA générative

Nous étudions l'impact de l'IA générative sur le secteur du service client, un domaine où les taux d'adoption de l'IA sont parmi les plus élevés.<sup>11</sup> Les interactions avec le support client sont importantes pour maintenir un la réputation de l'entreprise et l'établissement de relations clients solides, mais, comme dans de nombreux secteurs, il Il existe une variation substantielle de la productivité des travailleurs (Berg et al., 2018 ; Syverson, 2011).

Les travailleurs les plus récents sont également souvent moins productifs et nécessitent une formation importante. Dans le même temps, le turnover est élevé : les estimations du secteur suggèrent que 60 % des agents des centres de contact partent chaque année, ce qui coûte aux entreprises entre 10 000 et 20 000 dollars par agent (Buesing et al., 2020 ; Gretz et Jacobson, 2018).

Pour relever ces défis en matière de main-d'œuvre, le superviseur moyen passe au moins 20 heures par semaine à coacher des agents moins performants (Berg et al., 2018). Confrontées à une productivité variable, à un turnover élevé et à des coûts de formation élevés, les entreprises se tournent de plus en plus vers les outils d'IA (Chui et al., 2021).

---

<sup>11</sup>Par exemple, parmi les entreprises déclarant utiliser l'IA, 22 % l'utilisent dans leurs centres de service client (Chui et al., 2021).

Sur le plan technique, le support client est bien adapté aux outils d'IA générative actuels. D'un point de vue de l'IA, les conversations client-agent peuvent être considérées comme une série de correspondances de modèles problèmes dans lesquels on recherche une séquence d'actions optimale. Lorsqu'il est confronté à un problème tel que « Je ne parviens pas à me connecter », une IA/un agent doit identifier les types de problèmes sous-jacents les plus probables. pour amener un client à ne pas pouvoir se connecter et à réfléchir aux solutions qui résolvent généralement ces problèmes (« Pouvez-vous vérifier que le verrouillage des majuscules n'est pas activé ? »). En même temps, ils doivent être à l'écoute la réponse émotionnelle d'un client, en veillant à utiliser un langage qui augmente la probabilité qu'un le client répondra positivement (« ce n'était pas du tout stupide de votre part ! J'oublie toujours de vérifier ça aussi ! »). Étant donné que les conversations avec le service client sont largement enregistrées et numérisées, les LLM pré-formés peuvent être affinés pour le service client à l'aide de nombreux exemples de succès ou d'échecs. conversations résolues.

Le service client est également un environnement dans lequel il existe une grande variabilité dans les capacités des individus. agents. Par exemple, les agents les plus performants sont souvent plus efficaces pour diagnostiquer les problèmes sous-jacents. problème technique compte tenu de la description du problème d'un client. Ces travailleurs posent souvent plus de questions avant de poser un diagnostic du problème ; cela prend plus de temps au début, mais réduit la probabilité que les agents perdent du temps à essayer de résoudre le mauvais problème. De telles différences dans le comportement des agents peuvent être souvent déduits des grandes quantités de données de formation que les modèles d'IA spécifiques au service client avoir accès à. En conséquence, le service client est également un cadre dans lequel les modèles d'IA générative peuvent coder potentiellement certaines des « meilleures pratiques » utilisées par les agents les plus performants.

Dans le reste de cette section, nous fournissons des détails sur l'entreprise que nous étudions et sur l'outil d'IA. ils adoptent.

## 2.2 Contexte de l'entreprise de données

Nous travaillons avec une entreprise qui fournit un logiciel de support de service client basé sur l'IA (ci-après, la « société d'IA ») pour étudier le déploiement de son outil chez l'une de ses entreprises clientes (ci-après, la « société de données »).

Notre société de données est une société de logiciels d'entreprise Fortune 500 spécialisée dans les processus commerciaux. logiciels destinés aux petites et moyennes entreprises aux États-Unis. Il emploie une variété de agents d'assistance technique par chat, directement ou par l'intermédiaire de sociétés tierces. La majorité des les agents de notre échantillon travaillent dans des bureaux situés aux Philippines, avec un groupe plus restreint travaillant aux États-Unis et dans d'autres pays. Sur tous les sites, les agents sont engagés de manière assez uniforme travail : répondre aux questions d'assistance technique des propriétaires de petites entreprises basées aux États-Unis.

Les chats sont attribués de manière aléatoire et les sessions d'assistance sont relativement longues, d'une durée moyenne de 40 minutes. avec une grande partie de la conversation consacrée à essayer de diagnostiquer le problème technique sous-jacent. Le travail

nécessite une combinaison de connaissances détaillées des produits, de compétences en résolution de problèmes et de capacités à traiter avec des clients frustrés.

Notre entreprise mesure la productivité à l'aide de trois mesures standard dans le service client secteur : « temps de traitement moyen », le temps moyen qu'un agent met pour terminer une conversation ; « taux de résolution » la part des conversations que l'agent résout avec succès ; et le « score net de promoteur » (satisfaction client), qui est calculé en interrogeant les clients de manière aléatoire après une conversation et en calculant le pourcentage de clients qui recommanderaient un agent moins le pourcentage de ceux qui ne le feraient pas. UN l'agent productif est capable de répondre rapidement aux discussions des clients tout en maintenant un taux de résolution élevé et le score net du promoteur.

Sur tous les sites, les agents sont organisés en équipes avec un responsable qui fournit des commentaires et formation des agents. Une fois par semaine, les managers organisent des séances de feedback individuelles avec chaque agent. Pour Par exemple, un responsable peut partager la solution à un nouveau bug logiciel, expliquer l'implication d'un changement de taxe, ou suggérer comment mieux gérer la frustration des clients face à des problèmes techniques. Agents travaillent individuellement et la qualité de leur production n'affecte pas directement les autres. Les agents sont payés un salaire horaire et des primes basées sur leurs performances par rapport aux autres agents.

## 2.3 Conception du système d'IA

Le système d'IA que nous étudions combine une version récente de GPT avec des algorithmes ML supplémentaires spécifiquement affiné pour se concentrer sur les interactions avec le service client. Le système est ensuite formé sur un large ensemble de conversations client-agent qui ont été étiquetées avec une variété de résultats et de caractéristiques : si l'appel a été résolu avec succès, combien de temps il a fallu pour traiter l'appel et si le l'agent en charge de l'appel est considéré comme l'un des « meilleurs » par la société de données. La société d'IA utilise alors ces données pour rechercher les modèles de conversation les plus prédictifs de la résolution et de la gestion des appels. temps.

La société d'IA entraîne davantage son modèle en utilisant un processus similaire dans son esprit à celui d'Ouyang et al. (2022) à prioriser les réponses des agents qui expriment de l'empathie, fournir une documentation technique appropriée et limiter le langage non professionnel. Cette formation supplémentaire atténue certaines des préoccupations associées en s'appuyant sur les LLM pour générer du texte.

Une fois déployé, le système d'IA génère deux principaux types de résultats : 1) des suggestions en temps réel sur la manière dont les agents doivent répondre aux clients et 2) des liens vers la documentation interne de l'entreprise de données pour les problèmes techniques pertinents. Dans les deux cas, les recommandations sont basées sur un historique de conversation.<sup>12</sup>

---

<sup>12</sup>Par exemple, la bonne réponse lorsqu'un client déclare « Je ne peux pas suivre les heures de mes employés lors de déplacements professionnels » dépend de la version du logiciel de l'entreprise de données utilisée par le client. Supposons que le client ait déjà mentionné qu'il utilise la version premium. Dans ce cas, ils devraient avoir accès à un appareil mobile distant

La figure 1 illustre un exemple d'assistance par l'IA. Dans la fenêtre de discussion (Panneau A), Alex, le client, décrit son problème à l'agent. Ici, l'assistant IA génère deux réponses suggérées (panneau B). Dans cet exemple, il a appris que des expressions telles que « Je peux certainement vous aider » avec ça!" et « Heureux de vous aider à résoudre ce problème dès que possible » sont associés à des résultats positifs. Panneau La figure A.1 de l'annexe montre un exemple de recommandation technique du système d'IA. ce qui se produit lorsqu'il recommande un lien vers la documentation technique interne de l'entreprise de données.

Il est important de noter que le système d'IA que nous étudions est conçu pour augmenter plutôt que remplacer les agents humains. Le résultat est affiché uniquement à l'agent, qui a toute discrétion quant à l'intégration (totale ou partielle) des suggestions de l'IA. Cela réduit la probabilité que des résultats hors sujet ou incorrects fassent leur place dans les conversations avec les clients. De plus, le système ne fournit pas de suggestions lorsque ses données de formation sont insuffisantes pour cette situation. Dans ces situations, l'agent doit répondre sur les leurs.

## 3 Déploiement, données et stratégie empirique

### 3.1 Déploiement du modèle d'IA

L'assistant IA que nous étudions a été progressivement déployé au niveau des agents après un premier projet pilote randomisé de sept semaines impliquant 50 agents.<sup>13</sup> Le déploiement était largement uniforme à la fois dans les données les propres agents du service client de l'entreprise et ses agents externalisés. Documents de la figure A.2 de l'annexe la progression du déploiement parmi les agents qui seront éventuellement traités. La majeure partie de l'adoption se produit entre novembre 2020 et février 2021.

### 3.2 Statistiques récapitulatives

Le tableau 1 fournit des détails sur les caractéristiques de l'échantillon, divisé en trois groupes : les agents qui ne sont jamais ayant accès à l'outil d'IA pendant notre période d'échantillonnage (« jamais traité »), des observations pré-IA pour ceux qui y ont finalement accès (« traités, pré ») et des observations post-IA (« traitées, post »).

Au total, nous observons le texte de la conversation et les résultats associés à 3 millions de discussions sur 5 179 agents. Dans ce cadre, nous observons 1,2 million de chats par 1 636 agents dans la période post-IA. La plupart des agents dans notre échantillon, 89 % sont situés en dehors des États-Unis, principalement aux Philippines. Pour chaque agent, nous observons son responsable assigné, son mandat, sa situation géographique et les informations sur son entreprise.

chronométrage, ce qui signifie que les agents de support doivent diagnostiquer et résoudre un problème technique qui empêche le logiciel de fonctionner. Si, toutefois, le client déclare utiliser la version standard, la bonne solution consiste pour le client à passer à la version premium afin d'accéder à cette fonctionnalité. Pour en savoir plus sur le suivi du contexte, voir, par exemple, [Dunn et al. \(2021\)](#).

<sup>13</sup>Les données de l'ECR sont incluses dans le cadre de notre analyse principale mais ne sont pas analysées séparément en raison de la petite taille de leur échantillon.

Pour examiner les impacts de ce déploiement, nous construisons plusieurs variables clés, toutes agrégées au niveau agent-mois, qui est notre principal niveau d'analyse.

Notre principale mesure de productivité est le nombre de résolutions par heure (RPH), le nombre de discussions qu'un employé est capable de résoudre avec succès par heure. Nous considérons cette mesure comme la plus efficace résumé de la productivité d'un travailleur dans l'entreprise. Le RPH d'un agent est déterminé par plusieurs facteurs : le temps moyen nécessaire à un agent pour terminer une conversation, le nombre de conversations qu'il sont capables de gérer par heure (représentant plusieurs conversations simultanées) et la part des conversations qui sont résolues avec succès. Nous les mesurons individuellement comme, respectivement, moyenne temps de traitement (AHT), discussions par heure (CPH) et taux de résolution (RR). De plus, nous observons également une mesure de la satisfaction client via le score net de promoteur (NPS) d'un agent, qui est collecté par l'entreprise à partir d'enquêtes auprès des clients après appel.

Nous observons ces mesures pour différents nombres d'agents. Nous sommes notamment en mesure de reconnaître struct mesures du temps de traitement moyen et des discussions par heure à partir de nos données au niveau des discussions. Nous avons donc observer les mesures AHT et CPH pour tous les agents de notre échantillon. Les mesures qui impliquent une compréhension La qualité des appels (taux de résolution et satisfaction client) est fournie au mois par agent. niveau par notre société de données. Parce que notre société de données externalise la plupart de ses fonctions de service client, elle n'a pas de contrôle direct sur ces informations, qui sont conservées par des entreprises sous-traitantes. Comme un En conséquence, nous observons les taux de résolution et les scores nets de promoteur pour un sous-ensemble d'agents dans nos données. Ce, à son tour, cela signifie que nous n'observons notre mesure omnibus de productivité (résolutions par heure) que pour ce sous-ensemble plus petit.

La figure 2 représente les distributions brutes de nos résultats pour chacune des phases jamais, avant et après. sous-groupes de traitement. Plusieurs de nos principaux résultats sont facilement visibles dans ces données brutes. Dans les panneaux De A à D, nous constatons que les agents post-traitement obtiennent de meilleurs résultats dans une gamme de résultats, par rapport à à la fois des agents jamais traités et des agents de prétraitement. Dans le panel E, nous ne voyons aucune différence perceptible dans la satisfaction des clients interrogés parmi les groupes traités et non traités.

En se concentrant sur notre principale mesure de productivité, le panneau A de la figure 2 et le tableau 1 montrent que jamais les agents traités résolvent en moyenne 1,7 conversations par heure, tandis que les agents post-traitement en résolvent 2,5 chats par heure. Une partie de cette différence peut être due à des différences dans la section initiale : traitée les agents ont des résolutions par heure plus élevées avant le déploiement du modèle d'IA (2,0 chats) par rapport aux agents jamais traités (1,7). Ce même schéma apparaît pour les discussions par heure (Panel C) et les taux de résolution (Panel D) : alors que les agents déjà traités semblent être plus performants au début que les agents qui ne sont jamais traités, les agents post-traitement fonctionnent nettement mieux. En regardant à la place aux temps de traitement moyens (panneau B), nous observons une tendance plus nette : agents prétraités et agents jamais traités ont des distributions similaires des temps de manipulation moyens, centrées sur 40 minutes, mais les agents de post-traitement

ont un temps de traitement moyen inférieur de 35 minutes. Ces chiffres reflètent bien sûr des différences flagrantes qui ne tiennent pas compte des facteurs de confusion potentiels tels que les différences dans l'expérience des agents ou les différences dans la sélection du traitement. Dans la section suivante, nous attribuerons plus précisément ces différences brutes dans l'impact du déploiement du modèle d'IA.

### 3.3 Stratégie empirique

Nous isolons l'impact causal de l'accès aux recommandations de l'IA en utilisant une différence standard régression des différences :

$$y_{it} = \delta t + \alpha_i + \beta \text{Alit}_{it} + \gamma X_{it} + \epsilon_{it} \quad (1)$$

Nos variables de résultat capturent diverses mesures de productivité pour l'agent  $i$  au cours de l'année-mois  $t$ , comme indiqué précédemment. Étant donné que les travailleurs ne travaillent souvent qu'une partie de l'année, nous incluons uniquement observations année-mois pour un agent qui est activement employé (par exemple affecté à des chats). Notre principale variable d'intérêt est  $\text{Alit}$ , un indicateur égal à un si l'agent  $i$  a accès aux recommandations de l'IA au temps  $t$ . Toutes les régressions incluent les effets fixes année-mois  $\delta t$  pour contrôler les effets courants variables dans le temps. des facteurs tels que la saison des impôts ou la fin du trimestre commercial. Dans notre spécification préférée, nous incluons également des contrôles pour les effets fixes  $\alpha_i$  au niveau de l'agent invariants dans le temps et la durée d'occupation de l'agent variable dans le temps. Les erreurs standards sont regroupées au niveau de l'agent.

Une littérature en croissance rapide a montré que les régressions bidirectionnelles à effets fixes fournissent des résultats cohérents. estimations uniquement avec des hypothèses fortes sur l'homogénéité des effets du traitement, et peuvent être biaisées lorsque les effets du traitement varient dans le temps ou selon la cohorte d'adoption ([Cengiz et al., 2019](#) ; [de Chaise-Martin et D'Haultfœuille, 2020](#) ; [Soleil et Abraham, 2021](#) ; [Goodman-Bacon, 2021](#) ; [Callaway et Sant'Anna, 2021](#) ; [Borusyak et al., 2022](#)). Par exemple, les travailleurs peuvent mettre du temps à s'adapter à l'utilisation du Système d'IA, auquel cas son impact au cours du premier mois peut être moindre. Alternativement, l'intégration des cohortes ultérieures d'agents peuvent être plus fluides, de sorte que les effets de leur traitement peuvent être plus importants.

Nous étudions la dynamique des effets du traitement à l'aide de l'estimateur pondéré par interaction (IW) proposé dans [Sun et Abraham \(2021\)](#). [Sun et Abraham \(2021\)](#) montrent que cet estimateur est cohérent en supposant des tendances parallèles, l'absence de comportement d'anticipation et des effets de traitement spécifiques à la cohorte qui suivent le même profil dynamique.<sup>14</sup> En annexe, nous montrons que nos deux principales différences de différences et les estimations des études d'événements sont similaires en utilisant des estimateurs robustes introduits dans [de Chaisemartin et D'Haultfœuille \(2020\)](#), [Borusyak et al. \(2022\)](#), [Callaway et Sant'Anna \(2021\)](#), et [Sun et Abraham \(2021\)](#), ainsi que l'utilisation des OLS à effets fixes bidirectionnels traditionnels.

<sup>14</sup>Cette dernière hypothèse signifie que les effets du traitement peuvent varier au cours de l'événement et que les effets moyens du traitement peuvent varier selon les cohortes d'adoption (car même si elles suivent le même profil événement-temps, nous observons différentes cohortes pour différentes périodes d'événement).

## 4 principaux résultats

### 4.1 Paramètres de productivité

Le tableau 2 examine l'impact du déploiement du modèle d'IA sur notre principale mesure de production.

tivité, résolutions par heure, en utilisant un modèle standard à effets fixes bidirectionnel. Dans la colonne 1, nous montrons que, en contrôlant les effets fixes de temps et de lieu, l'accès aux recommandations de l'IA augmente la résolution 0,47 conversations par heure, en hausse de 22,2 % par rapport à une moyenne de 2,12. Dans la colonne 2, nous incluons les effets fixes pour les agents individuels afin de tenir compte des différences potentielles entre les agents traités et non traités. Dans la colonne 3, nous incluons des contrôles supplémentaires pour la durée du mandat de l'agent, qui varie dans le temps. Au fur et à mesure que nous ajoutons des contrôles, nos effets diminuent légèrement, de sorte que, avec les effets fixes d'agent et d'occupation, nous constatons que le déploiement de l'IA augmente le RPH de 0,30 chat ou 13,8 %. Les colonnes 4 à 6 produisent ces mêmes modèles et magnitudes pour le log de RPH.

Le tableau A.1 de l'annexe trouve des résultats similaires en utilisant d'autres estimateurs par différence de différence dans présenté dans Callaway et Sant'Anna (2021), Borusyak et al. (2022), de Chaisemartin et D'Haultfœuille (2020), et Sun et Abraham (2021). Contrairement aux MCO traditionnels, ces estimateurs évitent de comparer les unités nouvellement traitées et déjà traitées. Dans la plupart des cas, nous constatons des effets plus importants de l'assistance de l'IA en utilisant ces alternatives.

La figure 3 montre les estimations de l'étude d'événements IW de Sun et Abraham (2021) pour le impact de l'assistance de l'IA sur le RPH, en niveaux et logs. Pour les deux résultats, nous trouvons un impact substantiel et augmentation immédiate de la productivité dès le premier mois de déploiement. Cet effet augmente légèrement dans le deuxième mois et reste stable et persistant jusqu'à la fin de notre échantillon. Figure en annexe A.3 montre que cette tendance peut également être observée à l'aide d'estimateurs alternatifs d'études d'événements : Callaway et Sant'Anna (2021), Borusyak et al. (2022), de Chaisemartin et D'Haultfœuille (2020), et effets fixes bidirectionnels traditionnels.

Dans le tableau 3, nous rapportons des résultats supplémentaires en utilisant notre spécification préférée avec année-mois, agent, et les effets fixes du mandat des agents. La colonne 1 documente une diminution de 3,8 minutes de la durée moyenne des discussions avec les clients, soit une baisse de 9 % par rapport à la moyenne de référence (des temps de traitement plus courts sont généralement considérés comme meilleurs). Ensuite, la colonne 2 indique une augmentation de 0,37 unité du nombre de discussions qu'un agent peut gérer par heure. Par rapport à une moyenne de base de 2,6, cela représente une augmentation d'environ 14 %. Contrairement au temps de traitement moyen, les discussions par heure tiennent compte de la possibilité que les agents puissent gérer plusieurs discussions simultanément. Le fait que nous trouvons un effet plus fort sur ce résultat suggère que l'IA permet aux agents d'accélérer les discussions et d'effectuer plusieurs tâches plus efficacement.

La colonne 3 du tableau 3 indique une légère augmentation de 1,3 point de pourcentage des taux de résolution des discussions, significatif au seuil de 10%. Cet effet est économiquement modeste, étant donné une résolution de base élevée.

taux de 82%; nous interprétons cela comme une preuve que les améliorations dans la gestion du chat ne viennent pas au moment des dépenses liées à la résolution de problèmes en moyenne. Enfin, la colonne 4 ne constate aucun changement économiquement significatif de la satisfaction client, mesurée par les scores nets des promoteurs : le coefficient est de -0,13 points de pourcentage et la moyenne est de 79,6 %. Les colonnes 5 à 8 rapportent ces résultats pour les résultats enregistrés.

À l'avenir, nous rapporterons nos estimations dans des journaux, pour faciliter l'interprétation.

La figure 4 présente les études d'événements d'accompagnement pour des résultats supplémentaires. Nous voyons immédiatement impacts sur le temps de traitement moyen (Panel A) et les discussions par heure (Panel B), et des modèles relativement stables pour le taux de résolution (Panel C) et la satisfaction client (Panel D). Nous interprétons donc ces résultats comme disant qu'en moyenne, l'assistance de l'IA augmente la productivité sans impact négatif.

taux de résolution et satisfaction des clients interrogés.

## 4.2 Impacts selon la compétence et l'ancienneté de l'agent

Il existe un débat important sur les conséquences distributives des technologies basées sur l'IA sur les travailleurs. productivité. Une littérature abondante suggère que les vagues antérieures de technologies de l'information et de la communication (par exemple, Internet, ordinateurs, communication en réseau) ont complété les compétences élevées. travailleurs, augmentant leur productivité et la demande de main-d'œuvre et creusant les écarts de salaires. Gén- Les outils d'IA ératifs, cependant, sont basés sur des outils d'apprentissage automatique qui reposent sur la recherche de modèles. associé au succès. Comme indiqué précédemment, les outils d'IA générative peuvent avoir un modèle de fonctionnement différent. conséquences sur la productivité par rapport aux vagues précédentes d'adoption de technologies. Dans cette section, nous ex- déterminer si l'accès à l'assistance de l'IA a des impacts différents selon deux dimensions : les compétences des travailleurs et expérience du travailleur.

### 4.2.1 Compétences des travailleurs chargés du prétraitement

Dans le panneau A de la figure 5, nous examinons comment nos effets estimés sur la productivité diffèrent selon le niveau de productivité d'un agent. productivité pré-IA. Nous divisons les agents en quintiles à l'aide d'un indice de compétence basé sur leur appel moyen efficacité, taux de résolution et satisfaction des clients interrogés au cours du trimestre précédant l'adoption du système d'IA. Ces quintiles de compétences sont définis au sein d'un mois-entreprise. Pour isoler l'impact de compétence des travailleurs, nous contrôlons également l'ancienneté des travailleurs lors du déploiement de l'IA.

Dans le panel A, nous montrons que l'impact de l'aide à l'IA sur la productivité est plus prononcé pour les travailleurs. dans le quintile de compétences le plus bas (côté le plus à gauche), qui constatent un point de log de 0,29 ou une augmentation de 34 % des résolutions par heure. En revanche, l'assistance de l'IA n'entraîne aucune augmentation de productivité pour les plus qualifiés. ouvriers (côté le plus à droite).

Dans la figure 6, nous montrons que les agents les moins qualifiés enregistrent systématiquement les gains les plus importants dans nos autres résultats. Pour les travailleurs les plus qualifiés, nous constatons des résultats mitigés : un effet nul sur le temps de traitement moyen

(Panel A), un effet positif pour les discussions par heure (Panel B) et, fait intéressant, une diminution légère mais statistiquement significative des taux de résolution et de la satisfaction des clients (Panels C et D). Ces résultats sont cohérents avec l'idée selon laquelle les outils d'IA générative peuvent fonctionner en exposant les travailleurs peu qualifiés à des les meilleures pratiques des travailleurs les plus qualifiés. Les travailleurs peu qualifiés en bénéficient car l'aide de l'IA leur apporte eux avec de nouvelles solutions, alors que les plus performants ne verront peut-être que peu d'avantages à être exposés à leurs propres meilleures pratiques. En effet, le fait que nous constatons des effets négatifs sur les mesures de la qualité du chat (taux de résolution et satisfaction client) suggère que les recommandations de l'IA peuvent détourner l'attention. les plus performants, ou les amener à choisir l'option la plus rapide (en suivant les suggestions) plutôt que de prendre le temps de trouver leurs propres réponses.

#### 4.2.2 Expérience du travailleur avant le traitement

Ensuite, nous répétons notre analyse précédente sur la durée d'occupation des agents. Pour ce faire, nous répartissons les agents en cinq groupes en fonction de leur mandat au moment de l'introduction du modèle d'IA. Certains agents ont moins d'un mois d'occupation lorsqu'ils reçoivent un accès à l'IA, tandis que d'autres ont plus d'un an d'expérience. Isoler l'impact de l'ancienneté des travailleurs, nous contrôlons les compétences des travailleurs lorsqu'ils ont accès à l'IA.

Dans le panneau B de la figure 5, nous observons un schéma clair et monotone dans lequel les agents les moins expérimentés constatent les plus grands gains en résolutions par heure. Les agents avec moins d'un mois d'ancienneté s'améliorent leurs résolutions par heure de 0,38 point log, soit une amélioration de 46 % (par rapport aux agents du même mandat qui n'ont pas accès à l'assistance de l'IA). En revanche, nous ne constatons aucun effet pour les agents ayant plus d'un an d'ancienneté.

Dans la figure 7, nous montrons les mêmes tendances pour d'autres résultats. Dans les panneaux A et B, nous voyons que L'assistance IA génère d'importants gains en termes d'efficacité du traitement des appels, mesurés par les temps de traitement moyens et des discussions par heure, respectivement, parmi les nouveaux travailleurs. Dans les panels C et D, nous trouvons des impacts de l'assistance IA sur la qualité du chat, tels que mesurés par les taux de résolution et la satisfaction client, respectivement. Pour les travailleurs les plus expérimentés, nous constatons des effets positifs modestes sur le temps de traitement moyen (panneau A), des effets positifs mais statistiquement insignifiants sur les discussions par heure (panneau B) et de faibles effets, mais effets négatifs statistiquement significatifs pour les mesures de la qualité des appels et de la satisfaction client (Panneaux C et D).

#### 4.2.3 Descendre la courbe d'expérience

Pour explorer plus en détail l'impact de l'aide de l'IA sur les nouveaux travailleurs, nous examinons comment la productivité des travailleurs évolue au travail.<sup>15</sup> Dans la figure 8, nous représentons les variables de productivité par mandat d'agent pour trois catégories distinctes.

---

<sup>15</sup>Nous évitons le terme « courbe d'apprentissage » car nous ne pouvons pas distinguer si les travailleurs apprennent ou suivent simplement recommandations.

groupes : les agents qui n'ont jamais accès au modèle d'IA (« jamais traités »), ceux qui y ont accès dès leur arrivée dans le cabinet (« toujours traités ») et ceux qui y ont accès au cours de leur cinquième mois dans le cabinet (« toujours traités ») traité 5 mois. »).

Nous constatons que tous les agents démarrent avec environ 2,0 résolutions par heure. Des travailleurs qui ne sont jamais traités (ligne bleue) améliorent lentement leur productivité avec l'expérience, atteignant environ 2,5 résolutions par heure 8 à 10 mois plus tard. En revanche, les travailleurs qui ont toujours accès à l'IA (ligne rouge) augmentent leur productivité à 2,5 résolutions par heure après seulement deux mois et continuent de s'améliorer jusqu'à ce qu'ils résolvent plus de 3 discussions par heure après cinq mois d'occupation.<sup>16</sup> La comparaison de ces deux groupes suggère que l'accès aux recommandations de l'IA aide les travailleurs progressent plus rapidement sur la courbe d'expérience.

Le dernier groupe du panel A suit les travailleurs qui commencent leur mandat dans l'entreprise sans accès à l'aide de l'IA, mais qui y ont accès après cinq mois de travail (ligne verte). Ces travailleurs s'améliorent lentement, de la même manière que les travailleurs n'ayant jamais été traités pendant les cinq premiers mois de leur mandat. Cependant, à partir du cinquième mois, ces travailleurs y ont accès et nous constatons rapidement leur productivité augmentent en suivant la même trajectoire que les agents toujours traités. Dans la figure **A.4 en annexe**, nous traçons ces courbes pour d'autres résultats. Nous voyons des preuves claires que la courbe d'expérience pour toujours-les agents traités sont plus élevés en termes de temps de traitement, de discussions par heure et de taux de résolution (panneaux A à C). Le panel D suit un modèle similaire mais plus bruyant en matière de satisfaction client.

Ensemble, ces résultats indiquent que l'accès à l'IA aide les nouveaux agents à évoluer plus rapidement dans le monde. courbe d'expérience. Pour bon nombre des résultats de la figure 8, les agents ayant deux mois d'ancienneté et l'accès à l'assistance de l'IA fonctionne aussi bien ou mieux que les agents ayant plus de six mois d'ancienneté qui n'y ont pas accès.

## 5 Adhésion, apprentissage et changement conversationnel

Dans cette section, nous menons diverses analyses visant à mieux comprendre les mécanismes derrière nos principaux résultats.

Tout d'abord, nous examinons comment les travailleurs réagissent aux recommandations de l'IA. Nous montrons que les travailleurs sont sélectifs sur les recommandations qu'ils adoptent, suivant les recommandations à 35% en moyenne.

Nous constatons que les bénéfices de l'aide à l'IA sont plus élevés pour les travailleurs qui choisissent de suivre les recommandations. rendez-vous. Conformément à une histoire dans laquelle les travailleurs trouvent les recommandations de l'IA utiles, nous montrons que les taux d'observance augmentent avec le temps pour tous les travailleurs, en particulier parmi les travailleurs âgés : à la fin de

Dans notre échantillon, nous constatons des taux d'adhésion similaires selon l'ancienneté et les compétences des travailleurs.

---

<sup>16</sup>Notre échantillon s'arrête ici car nous disposons de très peu d'observations plus de cinq mois après le traitement.

Deuxièmement, nous explorons si l'assistance de l'IA aide les travailleurs à apprendre. Utiliser les informations sur les logiciels pannes au cours desquelles l'assistance de l'IA est temporairement indisponible, nous fournissons la preuve que l'exposition à l'IA conduit à des changements durables dans les compétences des travailleurs. Nous constatons que les travailleurs exposés aux recommandations de l'IA continuent à mieux fonctionner pendant les pannes, et cet effet est plus important après une exposition plus longue et pour des agents qui suivent de plus près les recommandations de l'IA lorsque le logiciel fonctionne.

Enfin, en utilisant une analyse textuelle des enregistrements de chat eux-mêmes, nous fournissons des preuves suggestives que l'assistance de l'IA modifie le contenu de la communication des agents. Nous documentons les changements au sein de l'agent dans la communication suite au déploiement de l'IA, avec des changements plus importants pour les travailleurs moins qualifiés. À travers personne, nous montrons que ces changements augmentent la similarité des modèles de communication entre les et des agents hautement qualifiés. Ces résultats sont cohérents avec les recommandations de l'IA en faveur des personnes peu qualifiées. travailleurs à communiquer davantage comme des travailleurs hautement qualifiés.

Pris ensemble, nos résultats suggèrent que l'examen et le suivi des recommandations de l'IA aident les travailleurs – en particulier les travailleurs les moins qualifiés – apprennent à adopter les meilleures pratiques recueillies auprès des compétences et agents plus expérimentés.

## 5.1 Adhésion aux recommandations de l'IA

L'outil d'IA que nous étudions fait des suggestions, mais les agents sont en fin de compte responsables de ce qu'ils disent. le consommateur. Dans nos principaux résultats, nous estimons l'impact de l'accès à l'outil d'IA sur les résultats, indépendamment du de la fréquence à laquelle les agents suivent ses recommandations. Ici, nous examinons dans quelle mesure les agents adhèrent aux recommandations de l'IA et documenter l'association entre l'adhésion et les retours à l'adoption.

Nous mesurons « l'adhésion » à partir du niveau du chat, en utilisant la part des recommandations de l'IA qui chaque agent suit. Notre société d'IA code les agents comme ayant adhéré à une recommandation s'ils : cliquez pour copier le texte AI suggéré ou s'ils saisissent eux-mêmes quelque chose de très similaire. Nous prenons ceci mesurez au niveau du chat et agrégez-la au niveau du mois de l'agent.

Le panneau A de la figure 9 montre la distribution de l'adhésion moyenne par mois par agent pour notre post-Échantillon d'IA, pondéré par le nombre de journaux de recommandations d'IA fournies à cet agent dans ce mois. Le taux d'observance moyen est de 38 %, avec un écart interquartile de 23 % à 50 % : agents ignorent souvent les recommandations. En fait, la part des recommandations suivies est similaire à celle part des autres chiffres rendus publics pour les outils d'IA générative ; une étude des rapports GitHub Copilot que les développeurs individuels utilisent 27 % à 46 % des recommandations de code (Zhao, 2023). Un tel comportement peut être approprié, étant donné que les modèles d'IA peuvent faire des suggestions incorrectes ou non pertinentes.

Le panneau B de la figure 9 montre que les retours sur le déploiement du modèle d'IA sont plus élevés lorsque les agents suivre les recommandations. Pour le montrer, nous divisons les agents en quintiles en fonction du pourcentage de recommandations d'IA qu'ils suivent au cours du premier mois d'accès à l'IA et estimons séparément l'impact de

Assistance IA pour chaque groupe. Ces estimations prennent en compte les effets fixes année-mois et agents comme dans Colonne 5 du tableau 2.

Nous constatons une augmentation régulière et monotone des rendements par l'adhésion des agents : parmi les agents du quintile le plus bas, on constate toujours un gain de productivité de 10 %, mais pour les agents du quintile le plus élevé, le l'impact estimé est plus de deux fois plus élevé, proche de 25 %. La figure A.5 de l'annexe montre les résultats pour nos quatre autres mesures de résultats. La corrélation positive entre l'adhésion et les rendements se maintient le plus fortement pour le temps de traitement moyen (Panel A) et les discussions par heure (Panel B), et plus bruyamment pour le taux de résolution (Panel C) et la satisfaction client (Panel D).

Nos résultats concordent avec l'existence d'un effet thérapeutique lié au respect des recommandations de l'IA. sur la productivité. Nous notons cependant que cette relation pourrait également être motivée par d'autres facteurs : la sélection (les agents qui choisissent d'adhérer sont plus productifs pour d'autres raisons) ; ou sélection sur les gains (les agents qui suivent les recommandations sont ceux qui obtiennent les plus grands rendements). Pour approfondir ce point, nous considérons la préférence révélée des travailleurs : continuent-ils à suivre les recommandations de l'IA au fil du temps ? temps? Si nos résultats étaient déterminés uniquement par la sélection, nous nous attendrions à ce que les travailleurs ayant une faible adhésion continuer à avoir une faible adhésion, car il était optimal pour eux de le faire.

La figure 10 représente l'évolution de l'adhésion à l'IA au fil du temps, pour différentes catégories d'agents. Panneau A commence par considérer les agents qui diffèrent dans leur conformité initiale à l'IA, que nous catégorisons en fonction de Terciles d'adhésion à l'IA au cours du premier mois de déploiement du modèle. Ici, on voit que la conformité soit reste stable ou augmente avec le temps. Les agents les plus conformes au départ continuent de le faire aux mêmes taux (juste au-dessus de 50 %). Les agents les moins conformes au départ augmentent leur conformité au fil du temps : ceux du tercile inférieur suivent initialement les recommandations moins de 20 % du temps, mais, au cinquième mois, leurs taux de conformité ont augmenté de plus de 50 %, pour atteindre un peu plus de la moitié du temps. Ensuite, panneau B répartit les travailleurs selon leur mandat au moment du déploiement de l'IA. Les travailleurs plus âgés sont initialement moins susceptibles de suivre les recommandations de l'IA : 30 % pour ceux qui ont plus d'un an d'ancienneté, contre 37 % pour ceux qui ont moins de trois mois d'ancienneté. Cependant, au fil du temps, tous les travailleurs augmentent leur l'adhésion, les travailleurs plus âgés le faisant plus rapidement, de sorte que les groupes convergent cinq mois plus tard. déploiement. Dans le panneau C, nous montrons la même analyse par compétence des travailleurs lors du déploiement de l'IA. Ici, nous voyons que les taux de conformité sont similaires dans tous les groupes de compétences et que tous les groupes augmentent leur conformité au fil des ans. temps.

Les résultats de la figure 10 sont cohérents avec ceux des agents, en particulier ceux qui sont initialement plus sceptique – en vient à valoriser les recommandations de l'IA au fil du temps. Une hypothèse alternative est cependant que les agents qui n'aiment pas travailler avec l'aide de l'IA quittent l'entreprise à des taux plus élevés. Dans la figure en annexe A.6, nous répétons l'analyse ci-dessus, en nous concentrant sur les changements d'adhésion au sein de l'agent (c'est-à-dire l'adhésion taux résiduels par effets fixes des agents). Nos résultats intra-agent suivent un schéma similaire : tous

les travailleurs augmentent leur adhésion au fil du temps, et ces augmentations semblent plus importantes pour les travailleurs qui étaient initialement les moins conformes et les travailleurs les plus anciens. Cela suggère que l'augmentation de l'adhésion au fil du temps ne dépend pas exclusivement de la sélection.

## 5.2 Apprentissage des travailleurs

Une question clé soulevée par nos résultats jusqu'à présent est de savoir si ces améliorations de la productivité et les changements dans les modes de communication reflètent des changements durables dans le capital humain des travailleurs ou simplement leur dépendance croissante à l'aide de l'IA.

Pour étudier cela, nous examinons comment les travailleurs se comportent pendant les périodes pendant lesquelles ils ne sont pas en mesure de accéder aux recommandations d'IA en raison de problèmes techniques au sein de l'entreprise d'IA. Des pannes surviennent occasionnellement dans nos données et peut durer de quelques minutes à quelques heures. Lors d'une panne, le système ne parvient pas à fournir des recommandations à certains travailleurs, mais pas nécessairement à tous. Par exemple, les pannes peut affecter les agents qui se connectent à leur ordinateur après une panne du système, mais pas les agents travaillant sur leur ordinateur en même temps qui s'était inscrit plus tôt. Ils peuvent également affecter les travailleurs utilisant un seul serveur physique, mais pas un autre. Notre cabinet d'IA suit les pannes les plus importantes afin d'effectuer des revues techniques de ce qui n'a pas fonctionné. Nous compilons ces rapports système pour identifier les périodes au cours desquelles une fraction des discussions est affectée par des pannes.

La figure A.7 de l'annexe montre un exemple d'une telle panne, survenue le 10 septembre 2020. L'axe des y représente la part des discussions post-traitement (par exemple celles qui ont lieu après le déploiement du système d'IA pour un agent donné) pour lesquelles le logiciel d'IA ne fournit aucune suggestion, agrégées au niveau horaire. L'axe des X suit les heures en jours précédant et suivant le événement de panne (les heures avec moins de 15 discussions après le traitement sont tracées sous forme de zéros pour plus de clarté). Pendant les périodes sans interruption, la part des discussions sans recommandations d'IA est généralement de 30 à 40 %. Cela reflète le fait que le système d'IA ne génère pas de recommandations en réponse à toutes les questions. messages, même lorsqu'il fonctionne correctement. Étant donné que de nombreuses discussions sont courtes, il est courant de voir les discussions se terminer sans que le système d'IA n'intervienne. Cependant, le matin du 10 septembre, nous constatons une augmentation notable du nombre de discussions sans recommandations, atteignant près de 100 %. Les enregistrements de notre société d'IA indiquent que cette panne a été causée par un ingénieur logiciel exécutant un test de charge qui a fait planter le système.

La figure 11 examine l'impact de l'accès au système d'IA pour les discussions qui ont lieu pendant et en dehors de ces périodes d'interruption. Alors que nos principales régressions d'études sur les événements se situent au niveau du mois-travailleur niveau, ceux-ci sont au niveau du chat, afin de comparer plus précisément les conversations qui ont eu lieu pendant les périodes de panne, par rapport à ceux qui ne le faisaient pas. Le panel A examine l'impact de l'introduction de l'assistance de l'IA sur la durée du chat (plus la durée est courte, plus elle est efficace), en utilisant uniquement les périodes post-adoption dans

pour lequel aucune panne n'est signalée. Conformément à nos principaux résultats, nous constatons une diminution immédiate de la durée des discussions individuelles d'environ 10 à 15 %.

Dans le panel B, nous utilisons les mêmes observations avant le traitement, mais nous limitons désormais à l'après-adoption. périodes impactées par des pannes importantes. Notons d'abord que nos estimations sont bruitées et que leur ampleur semble plus importante que pour les périodes sans coupure (diminution de 15 à 25 % de la durée du chat). Les pannes d'IA étant rares et pas nécessairement aléatoires, cela peut refléter des différences dans les types des discussions vues pendant les périodes de panne que pendant les périodes hors panne. Cependant, en se concentrant En ce qui concerne l'ampleur des effets estimés au fil du temps, une tendance intéressante se dégage. Plutôt que de refuser immédiatement après l'adoption et restant largement stable comme nous le voyons dans le panneau A pour les périodes sans interruption, Le panneau B montre que l'avantage de l'exposition à l'assistance de l'IA augmente avec le temps pendant une panne périodes. Autrement dit, si une panne survient un mois après l'adoption de l'IA, les employés ne gèrent pas le chat beaucoup plus rapidement que leur niveau de référence avant l'adoption. Cependant, si une panne survient après trois mois d'exposition aux recommandations de l'IA, les travailleurs gèrent le chat plus rapidement, même s'ils ne le sont pas. recevoir une assistance directe par l'IA.

Dans la figure 12, nous avons divisé nos principales études sur les événements de panne en fonction de l'adhésion initiale des travailleurs à l'IA, comme décrit à la section 5.1. Le panel A montre que les travailleurs ayant une forte adhésion initiale à l'IA connaissent des déclin importants et rapides dans les délais de traitement du chat (par rapport à leur référence de pré-adoption), même en cas de panne. Le panel B, en revanche, ne montre pas un tel impact pour les travailleurs qui ont tendance à s'écarter des recommandations de l'IA : ils voient aucune amélioration des temps de discussion pendant les périodes de panne, même après plusieurs mois d'accès à l'IA. Ces les résultats suggèrent que les travailleurs apprennent davantage en utilisant activement les suggestions de l'IA.

Ensemble, ces résultats suggèrent que les outils d'IA générative peuvent aider les travailleurs à développer des compétences durables. Avant le déploiement de l'assistance IA, les agents recevaient uniquement une formation des managers lors de brèves séances de coaching hebdomadaires. Au cours de ces sessions, les managers passaient par plusieurs conversations de la semaine dernière et conseiller le travailleur sur la façon dont il aurait pu gérer certaines conversations mieux. Cependant, par nécessité, les managers ne peuvent fournir un feedback que sur une petite fraction des conversations qu'un agent mène. De plus, comme les managers sont souvent pressés par le temps et manquent parfois de formation, ils peuvent simplement signaler des indicateurs faibles (« vous devez réduire votre temps de traitement ») plutôt que d'identifier des stratégies sur la façon dont un agent pourrait mieux aborder un problème (« vous devez poser plus de questions au début pour mieux diagnostiquer le problème. ») Ce type de coaching est inefficace et peut être contre-productif pour l'engagement des employés (Berg et al., 2018). En revanche, l'assistance de l'IA fournit aux travailleurs des suggestions spécifiques et exploitables en temps réel. Nos découvertes

suggèrent que cela peut jouer un rôle utile en complétant les programmes de formation sur le terrain existants.

## 5.3 Changement conversationnel

Enfin, nous examinons comment l'accès à l'assistance de l'IA influence la façon dont les travailleurs communiquent. Capturer une idée globale du contenu des conversations, nous commençons par créer des intégrations textuelles d'agents-conversations avec les clients. Les intégrations textuelles prennent un corps de texte donné et le transforment en un vecteur de grande dimension qui représente ses « coordonnées » dans l'espace linguistique. Deux morceaux de texte seront ont des coordonnées plus similaires si elles partagent une signification ou un style commun. L'intégration spécifique attribué à un corps de texte dépendra du modèle d'intégration utilisé. Nous formons notre texte intégrations utilisant all-MiniLM-L6-v2, un LLM spécifiquement destiné à capturer et à regrouper informations sémantiques pour évaluer la similarité entre les textes (Hugging Face, 2023). Une fois que nous avons créé une intégration pour chaque conversation, nous pouvons comparer la similitude des conversations en examinant la similarités cosinusoidales de leurs vecteurs associés ; cette approche courante donne un score de 0 si deux pièces Les textes sont sémantiquement orthogonaux et obtiennent un score de 1 s'ils ont la même signification (Koroteev, 2021). Pour le contexte, les phrases « Pouvez-vous m'aider à me connecter ? » et "Pourquoi ma connexion ne fonctionne-t-elle pas ?" ont une similarité cosinus de 0,68 dans notre modèle.

En utilisant cette approche, nous montrons d'abord que l'assistance de l'IA modifie le contenu de ce que les agents écrivent au client, plutôt que de simplement taper les mêmes choses plus rapidement. Deuxièmement, nous explorons comment ces modèles diffèrent selon les travailleurs hautement et peu qualifiés. Nous souhaitons particulièrement comprendre si l'IA les modèles peuvent diffuser les comportements des plus performants. Si tel est le cas, nous nous attendons à Assistance de l'IA pour amener les agents les moins performants à écrire davantage comme des plus performants.

### 5.3.1 Changements dans la communication au sein du travailleur

Nous commençons par examiner comment la communication d'un agent évolue dans le temps, avant et après l'accès. à l'assistance de l'IA. Nous commençons par examiner les travailleurs traités et en comparant la similarité de leurs discussions au cours de chaque semaine d'événement donnée avec leurs discussions du mois précédant le déploiement de l'IA (de la semaine -4 à la semaine -1). Nous excluons les messages du client et nous concentrons uniquement sur le langage généré par l'agent. Le panneau A de la figure 13 représente la similarité cosinus associée à ces comparaisons. Nous constatons que la similarité textuelle avec la fenêtre pré-IA est stable dans les semaines précédant le déploiement de l'IA et diminue immédiatement après le déploiement de l'IA. Autrement dit, les conversations 12 à 5 semaines avant le déploiement sont assez similaire aux conversations 4 à 1 semaine avant, mais les conversations 0 à 12 semaines après sont toutes moindres similaire.

Cette baisse de similarité est largement incompatible avec l'idée selon laquelle l'assistance de l'IA ne fait que conduire les travailleurs de taper les mêmes choses mais plus rapidement. Si tel était le cas, nous nous attendrions à des délais de traitement des appels à supprimer, mais la similarité textuelle doit rester constante.

Ensuite, le panneau B de la figure 13 compare l'ampleur de ce changement de contenu textuel avant et après le déploiement, qui varie en fonction des compétences des travailleurs avant l'IA. Nous constatons que les agents moins compétents (ceux qui se trouvent dans le quintile inférieur de la répartition des compétences avant l'IA) subissent des changements textuels plus importants après l'adoption de l'IA, par rapport aux agents les plus performants (ceux qui se trouvent dans le quintile supérieur). Nos résultats ici contrôlent pour l'année-mois fixe effets, qui peuvent expliquer les changements saisonniers dans des sujets tels que les cycles fiscaux ou de paie, ou de nouveaux déploiements de produits. Nous contrôlons également les effets fixes de l'ancienneté des agents, qui peuvent expliquer la possibilité que la langue des jeunes travailleurs évolue plus rapidement indépendamment de l'accès au modèle d'IA.

Bien que nous ne puissions pas contrôler directement le sujet de discussion, nous notons que les sujets de discussion sont aléatoires. Attribués aux agents, nous ne nous attendons donc pas à ce que les différences dans les sujets varient systématiquement selon l'agent compétence. Nous interprétons ces résultats comme fournissant des preuves suggérant que le déploiement de l'IA modifie la modes de communication des travailleurs peu qualifiés plus que ceux des travailleurs hautement qualifiés.

### 5.3.2 Comparaisons entre travailleurs

La figure 14 examine si les changements de communication au niveau individuel conduisent à des niveaux de compétences faibles et élevés. les travailleurs se ressemblent davantage. Pour examiner cela, nous traçons la similarité cosinusoidale entre les agents hautement et peu qualifiés à des moments spécifiques du calendrier, séparément pour les travailleurs avec (points bleus) et sans (losanges rouges) accès à l'assistance de l'IA. Parmi les agents sans accès à l'IA, nous définissons des et les agents peu qualifiés comme ceux qui se situent dans le quintile supérieur ou inférieur de notre indice de compétences pour ce mois. Parmi les agents ayant accès à l'IA, nous définissons les agents hautement et peu compétents selon qu'ils se trouvent dans le quintile supérieur ou inférieur de compétence au moment du déploiement de l'IA.

En nous concentrant sur les points bleus, nous voyons que la similarité textuelle moyenne entre les niveaux élevés et faibles la productivité des travailleurs est de 0,55 parmi les travailleurs qui n'ont pas accès à l'assistance de l'IA. Ce chiffre est inférieur à notre similarité moyenne de textes entre personnes, ce qui est logique étant donné que les changements sont susceptibles d'être moindres que les différences entre les personnes. On voit d'ailleurs que ce texte la similarité est stable dans le temps, ce qui indique que les travailleurs hautement et peu qualifiés ne semblent pas suivre une tendance différemment en l'absence d'assistance de l'IA.

En ce qui concerne les losanges rouges, nous constatons qu'après l'adoption de l'IA, les travailleurs hautement et peu qualifiés commencent utiliser un langage plus similaire. L'ampleur de ce changement - passant d'une similarité de 0,55 à 0,61 - peut paraître faible, mais étant donné que la similarité moyenne au sein d'une personne pour des niveaux élevés de similarité travailleurs qualifiés est d'environ 0,67, ce résultat suggère que l'assistance de l'IA est associée à un réduction des écarts linguistiques.

Ensemble, les tendances des graphiques 13 et 14 suggèrent que les travailleurs peu qualifiés convergent vers travailleurs hautement qualifiés, et non le contraire. Cette découverte est cohérente avec les modèles d'IA diffusant les comportements des travailleurs hautement qualifiés envers les travailleurs moins qualifiés. Dans un tel scénario, on s'attendrait

les travailleurs peu qualifiés de modifier davantage leurs modes de communication après le déploiement de l'IA. Haut par- Les anciens, quant à eux, changeraient moins parce que le modèle d'IA est plus susceptible de suggérer le langage qu'ils utilisent déjà utilisé.

## 6 effets sur l'expérience de travail

Des études qualitatives suggèrent que les conditions de travail des agents des centres de contact peuvent être désagréables. La nature répétitive du travail, associée à une exposition régulière à des défis et à des émotions des conversations chargées peuvent contribuer à l'épuisement professionnel et à des taux de roulement élevés. De plus, contactez le travail des centres pour les entreprises basées aux États-Unis est fréquemment sous-traité vers des pays à faible revenu tels que en Inde et aux Philippines, ce qui signifie que les agents travaillent souvent à des horaires difficiles et peuvent être confrontés à des difficultés culturelles. obstacles ou jugements lorsque vous parlez avec les clients.

Les augmentations de productivité des travailleurs ne conduisent pas nécessairement ceux-ci à être plus satisfaits de leur travail, surtout si les travailleurs se sentent obligés de travailler de plus en plus vite. Dans cette section, nous examinons l'impact de l'IA générative sur un aspect clé de l'expérience de travail : la façon dont les agents sont traités par les clients, tel que mesuré par le sentiment des clients et les demandes de conversation avec un responsable. Nous examinons également les impact de l'assistance de l'IA sur la rotation des travailleurs en tant qu'indicateur global de la satisfaction des travailleurs.

### 6.1 Sentiment des clients

Les clients expriment souvent leurs frustrations sur des agents de service anonymes et, dans nos données, nous constatons régulièrement cas de jurons, de violences verbales et de « cris » (en tapant en majuscules). Les travailleurs des services sont appelés à absorber les frustrations des clients tout en limitant leurs propres réactions émotionnelles (Hochschild, 2019). Le stress associé à ce type de travail émotionnel est souvent cité comme l'une des principales causes d'épuisement professionnel et d'attrition chez les employés du service client (Lee, 2015).

L'accès à l'assistance IA peut avoir un impact sur la façon dont les clients traitent les agents, mais la direction et l'ampleur de ces impacts sont ambigus. L'assistance de l'IA peut améliorer la teneur des conversations en aidant les agents définissent les attentes des clients ou résolvent leurs problèmes plus rapidement. Alternativement, les clients peut devenir plus frustré si le langage suggéré par l'IA semble « corporatif » ou peu sincère.

Pour évaluer cela, nous essayons de capturer la nature affective du texte de l'agent et du client, en utilisant analyse des sentiments (Mejova, 2009). Pour cette analyse, nous utilisons SiEBERT, un LLM affiné pour l'analyse des sentiments à l'aide d'une variété d'ensembles de données, y compris des critiques de produits et des tweets (Hartmann et al., 2023). Le sentiment est mesuré sur une échelle de -1 à 1, où -1 indique un sentiment négatif et 1 indique positif. Dans une conversation donnée, nous calculons des scores de sentiment distincts pour les deux

texte de l'agent et du client. Nous regroupons ensuite ces variables au niveau du chat dans une mesure de la moyenne le sentiment de l'agent et le sentiment moyen des clients pour chaque agent-année-mois.

Le panneau A de la figure 15 montre la distribution des scores de sentiment des clients. En moyenne, le client les sentiments dans nos données sont légèrement positifs et normalement distribués autour d'une moyenne de 0,14, sauf pour une masse de scores très positifs et très négatifs. Le panneau B montre la répartition des sentiments associés aux agents : les agents sont toujours positifs, avec un score de sentiment moyen de 0,89. Ce reflète le fait que les agents sont formés pour être extrêmement polis et amicaux, même avant d'accéder à l'IA.

Les panels C et D examinent la réaction des scores de sentiment suite au déploiement de l'assistance de l'IA. Dans le panel C, nous constatons une amélioration immédiate et persistante du sentiment des clients. Cet effet est économiquement important : selon la colonne 1 du tableau 4, l'accès à l'IA améliore le sentiment moyen des clients (en moyenne sur un mois d'agent) de 0,18 point, ce qui équivaut à la moitié d'un écart type.

Dans le panel D, nous ne constatons aucun effet détectable sur le sentiment des agents, qui est déjà très élevé au départ. La colonne 2 du tableau 4 indique que les sentiments des agents n'augmentent que de 0,02 point, soit environ 1 % d'un pourcentage. écart-type.

En se concentrant sur le sentiment des clients, la figure A.8 de l'annexe examine si l'accès à l'IA a été différent. impacts différents pour tous les agents. Nous constatons que l'accès à l'assistance de l'IA améliore considérablement la façon dont les clients traitent des agents de tous niveaux de compétence et d'expérience, avec les effets les plus importants pour les agents des niveaux inférieurs. à la moyenne inférieure de la répartition des compétences et de l'ancienneté. En cohérence avec notre productivité Résultats, les agents les plus performants et les plus expérimentés voient les plus petits avantages de l'accès à l'IA. Ces résultats suggèrent que les recommandations en matière d'IA, qui ont été explicitement conçues pour donner la priorité à davantage de des réponses empathiques, peuvent améliorer les compétences sociales démontrées par les agents et avoir un impact émotionnel positif. impact sur les clients.

## 6.2 Confiance des clients et escalade managériale

Les changements dans la productivité individuelle des travailleurs peuvent avoir des implications plus larges sur les flux de travail organisationnels (Garicano, 2000 ; Athey et al., 1994 ; Athey et Stern, 1998). Dans la plupart des services client Dans certains contextes, les agents de première ligne tentent de résoudre les problèmes des clients mais peuvent demander l'aide des superviseurs. lorsqu'ils ne savent pas comment procéder. Les clients, sachant cela, tenteront parfois de intensifier une conversation en demandant à parler à un responsable. Ce type de demande se produit généralement lorsque le client estime que l'agent actuel n'est pas équipé pour résoudre son problème ou devient frustré.

Dans la figure 16, considérez l'impact de l'accès à l'assistance IA sur la fréquence de remontée des discussions. La variable de résultat sur laquelle nous nous concentrons est la part des discussions d'un agent dans lesquelles un client demande pour parler à un gestionnaire ou à un superviseur, regroupés au niveau année-mois. Nous nous concentrons sur les demandes

pour les escalades plutôt que pour les escalades réelles, à la fois parce que nous manquons de données sur les escalades réelles et car les demandes constituent une meilleure mesure de la confiance des clients dans la compétence ou l'autorité d'un agent.

Suite à l'introduction de l'assistance de l'IA, nous constatons une diminution progressive des demandes d'escalade.

Par rapport à un taux de référence d'environ 6 points de pourcentage, ces coefficients suggèrent que l'assistance par l'IA génère une baisse de près de 25 % des demandes des clients pour parler à un manager. Dans

Dans la figure A.9 de l'annexe, nous examinons comment ces modèles changent en fonction des compétences et de l'expérience des ouvriers. Conformément à nos autres résultats, nous constatons que les demandes d'escalade sont disproportionnées réduites pour les agents moins qualifiés ou moins expérimentés au moment de l'adoption de l'IA.

### 6.3 Attrition

L'adoption d'outils d'IA générative peut avoir divers impacts sur les travailleurs : leur productivité, le niveau de stress qu'ils subissent au travail et la façon dont ils sont perçus par les clients, pour ne citer qu'eux quelques. Bien que nous ne puissions pas observer tous ces facteurs, nous pouvons examiner les tendances du chiffre d'affaires pour fournir une idée. mesure globale de la manière dont les travailleurs sont impactés par la technologie de l'IA au travail.

Pour cette analyse, nous comparons les taux d'attrition parmi les agents traités à ceux des agents non traités. avec le même mandat. Nous abandonnons les observations des agents traités avant le traitement car ils ne subissent pas d'attrition par construction (ils doivent survivre pour être traités dans le futur). Notre analyse contrôle également les effets fixes de localisation et de temps.

La figure 17 illustre l'impact de l'accès à l'IA sur l'attrition : le panel A examine la façon dont cela varie selon l'agent. l'ancienneté tandis que le panel B considère l'hétérogénéité selon les compétences des agents. Conformément à nos conclusions jusqu'à présent, Le panel A montre que l'accès à l'aide à l'IA est associé aux plus fortes réductions de l'attrition parmi les agents les plus récents, ceux qui ont moins de 6 mois d'expérience. L'ampleur de ce coefficient, d'environ 10 points de pourcentage, se traduit par une diminution de 40 % par rapport au taux d'attrition de référence en ce groupe de 25%. Dans le panel B, nous examinons l'attrition par compétence des travailleurs. On retrouve ici un important diminution de l'attrition pour tous les groupes de compétences, mais pas de gradient systématique.

Enfin, nous notons que ces résultats doivent être pris avec plus de prudence par rapport à nos principaux résultats. car nous ne sommes pas en mesure d'inclure les effets fixes des agents pour contrôler les différences inobservables entre agents avec et sans accès à l'assistance de l'IA. En effet, l'attrition ne peut se produire qu'une seule fois par an. n'importe quel individu donné. Nos résultats peuvent surestimer l'impact de l'accès à l'IA sur l'attrition si, par exemple, l'accès à l'outil d'IA est plus susceptible d'être accordé à des agents qui, selon l'entreprise, sont plus susceptibles de le faire. rester.

## 7. Conclusion

Les progrès des technologies de l'IA ouvrent un large éventail de possibilités économiques. Notre article fournit la première preuve empirique des effets d'un outil d'IA générative sur un lieu de travail réel. Dans

Dans notre contexte, nous constatons que l'accès aux recommandations générées par l'IA augmente la productivité des travailleurs, améliore le sentiment des clients et est associé à une réduction du roulement du personnel.

Nous émettons l'hypothèse qu'une partie de l'effet que nous documentons est due à la capacité du système d'IA à incarner les meilleures pratiques des travailleurs hautement qualifiés de notre entreprise et les rendre accessibles à d'autres travailleurs. euh. Ces pratiques ont peut-être été auparavant difficiles à diffuser car elles impliquent des connaissances. En cohérence avec cela, nous constatons que l'assistance de l'IA conduit à des améliorations substantielles la résolution des problèmes et la satisfaction des clients pour les travailleurs les plus récents et les moins qualifiés, mais cela n'aide pas les travailleurs les plus qualifiés ou les plus expérimentés sur ces mesures. De plus, les agents qui ont utilisé, le système fonctionne un peu mieux même lorsque le système est désactivé de manière inattendue. Ana- En analysant le texte des conversations des agents, nous trouvons des preuves suggestives que les recommandations de l'IA conduisent les travailleurs peu qualifiés de communiquer davantage comme les travailleurs hautement qualifiés.

Nos résultats, et leurs limites, laissent entrevoir diverses orientations pour de futures recherches.

Plus important encore, nos résultats ne rendent pas compte des impacts potentiels à long terme des changements génératifs. L'IA sur la demande de compétences, la conception des tâches, les salaires ou la demande des clients. On ne sait pas, par exemple, si les améliorations de la productivité du service client entraîneront plus ou moins de demande de service client ouvriers. Si la demande de support client est inélastique, les outils d'IA générative peuvent réduire la demande et les salaires dans ce secteur à long terme. Alternativement, un meilleur support produit pourrait conduire les clients doivent rechercher des représentants pour un plus large éventail de questions ; cela pourrait à son tour augmenter demande de travailleurs ou leur confier de nouvelles responsabilités, comme recueillir les commentaires des clients pour le équipe de développement de produits (Berg et al., 2018 ; Korinek, 2022).

Nos résultats soulèvent également des questions sur la nature de la productivité des travailleurs. Traditionnellement, un La productivité des agents de support fait référence à leur capacité à aider les clients avec lesquels ils entrent en contact. Pourtant, dans un contexte où les conversations du service client sont intégrées aux ensembles de données de formation, le travail d'un travailleur la productivité inclut également leur capacité à fournir aux modèles ML des exemples de comportements réussis qui peut être partagé avec d'autres. Dans notre contexte, les plus performants contribuent à de nombreux exemples utilisés pour former le système d'IA que nous étudions, mais ils constatent relativement peu d'améliorations dans leur propre productivité par conséquent. Selon les pratiques salariales actuelles de notre société de données, ces travailleurs pourraient même constater une réduction de leur salaire. leur salaire car les bonus sont calculés par rapport aux performances des autres agents. Nos résultats donc soulever des questions sur la manière dont les travailleurs, en particulier les plus performants, devraient être rémunérés pour les données qu'ils fournissent aux systèmes d'IA.

Enfin, en tant que technologie potentielle à usage général, l'IA générative peut et sera déployée dans un de diverses manières, et les effets que nous constatons peuvent ne pas se généraliser à toutes les entreprises et à tous les processus de production. (Eloundou et al., 2023). Par exemple, notre environnement comporte un produit relativement stable et un ensemble de questions d'assistance technique. Dans les domaines où le produit ou l'environnement évolue rapidement, la valeur relative des recommandations de l'IA peut être différente : elles peuvent être mieux à même de synthétiser les meilleures pratiques, ou ils peuvent en fait entraver l'apprentissage en promouvant des pratiques obsolètes observées dans les données d'entraînement historiques.

Compte tenu du stade précoce de l'IA générative, ces questions et d'autres méritent un examen plus approfondi.

## Les références

- Acemoglu, Daron et David Autor, « Compétences, tâches et technologies : implications pour l'emploi et les gains », dans « Manuel d'économie du travail », Vol. 4, Elsevier, 2011, p. 1043-1171.
- et Pascual Restrepo, « Low-Skill and High-Skill Automation », *Journal of Human Capital*, Juin 2018, 12 (2), 204-232.
- et —, « Robots et emplois : données probantes sur les marchés du travail aux États-Unis », *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6), 2188-2244. \_eprint : <https://doi.org/10.1086/705716>.
- , Gary Anderson, David Beede, Catherine Buffington, Eric Childress, Emin Din-i-er-soz, Lucia Foster, Nathan Goldschlag, John Haltiwanger, Zachary Kroff, Pascual Restrepo et Nikolas Zolas, « L'automatisation et la main-d'œuvre : une vue au niveau de l'entreprise du Enquête annuelle de conjoncture 2019 », 2022.
- , Philippe Aghion, Claire Lelarge, John Van Reenen et Fabrizio Zilibotti, « Technologie, information et décentralisation de l'entreprise\* », *The Quarterly Journal of Economics*, novembre 2007, 122 (4), 1759-1799. . \_eprint : <https://academic.oup.com/qje/article-pdf/122/4/1759/5234557/122-4-1759.pdf>.
- Akerman, Anders, Ingvil Gaarder et Magne Mogstad, « La complémentarité des compétences des Internet haut débit \* », *The Quarterly Journal of Economics*, juillet 2015, 130 (4), 1781-1824. \_eprint : <https://academic.oup.com/qje/article-pdf/130/4/1781/30637431/qjv028.pdf>.
- Athey, Susan et Scott Stern, « Un cadre empirique pour tester les théories sur la complémentarité dans la conception organisationnelle », document de travail 6600, National Bureau of Economic Research Juin 1998.
- et « L'impact des technologies de l'information sur les résultats des soins de santé d'urgence », *RAND Journal of Economics*, automne 2002, 33 (3), 399-432.
- , Joshua Gans, Scott Schaefer et Scott Stern, « The Allocation of Decisions in Organizations », Stanford Graduate School of Business, 1994.
- Auteur, David, « Le paradoxe de Polanyi et la forme de la croissance de l'emploi », document de travail w20485, Bureau national de recherche économique, septembre 2014.
- Auteur, David H., Frank Levy et Richard J. Murnane, « Le contenu des compétences des récents Changement technologique : une exploration empirique », *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118 (4), 1279-1333.
- , Lawrence F. Katz et Alan B. Krueger, « Inégalités informatiques : avoir des ordinateurs Vous avez changé le marché du travail ?\* », *The Quarterly Journal of Economics*, novembre 1998, p. 113. (4), 1169-1213. \_eprint : <https://academic.oup.com/qje/article-pdf/113/4/1169/5406877/113-4-1169.pdf>.
- Babina, Tania, Anastassia Fedyk, Alex Xi He et James Hodson, « Intelligence artificielle, Croissance de l'entreprise et innovation de produits », mai 2022.
- Bahdanau, Dzmitry, Kyunghyun Cho et Yoshua Bengio, « Traduction automatique neuronale by Jointly Learning to Align and Translate », dans Yoshua Bengio et Yann LeCun, éd., 3e Conférence internationale sur les représentations d'apprentissage, ICLR 2015, San Diego, Californie, États-Unis, 7-9 mai, 2015, Actes de la conférence, 2015.
- Baker, George P. et Thomas N. Hubbard, « Make Versus Buy in Trucking : Asset Ownership, Conception d'emploi et information », *American Economic Review*, juin 2003, 93 (3), 551-572.
- Bartel, Ann, Casey Ichniowski et Kathryn Shaw, « Comment les technologies de l'information Affecte-t-il la productivité ? Comparaisons au niveau des usines de l'innovation des produits, de l'amélioration des processus et Worker Skills\* », *The Quarterly Journal of Economics*, 11 2007, 122 (4), 1721-1758.

- Berg, Jeff, Avinash Das, Vinay Gupta et Paul Kline, « Coaching de centre d'appels plus intelligent pour the digital world », rapport technique, McKinsey & Company, novembre 2018.
- Bloom, Nicholas, Luis Garicano, Raffaella Sadun et John Van Reenen, « Les effets distincts des technologies de l'information et des technologies de la communication sur l'organisation de l'entreprise », *Man-agement Science*, 2014, 60 (12), 2859-2885.
- Borusyak, Kirill, Xavier Jaravel et Jann Spiess, « Revisiting Event Study Designs : Robust and Efficient Estimation », 2022.
- Bresnahan, Timothy F., Erik Brynjolfsson et Lorin M. Hitt, « Technologies de l'information, organisation du lieu de travail et demande de main-d'œuvre qualifiée : preuves au niveau de l'entreprise », *The Quarterly Journal of Economics*, 2002, 117 (1), 339. –376.
- Brown, Tom B., Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared Kaplan, Pra-fulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, Sandhini Agarwal, Ariel Herbert-Voss, Gretchen Krueger, Tom Henighan, Rewon Infant, Aditya Ramesh, Daniel M. Ziegler, Jeffrey Wu, Clemens Winter, Christo-pher Hesse, Mark Chen, Eric Sigler, Mateusz Litwin, Scott Gray, Benjamin Chess, Jack Clark, Christopher Berner, Sam McCandlish, Alec Radford, Ilya Sutskever , et Dario Amodei, « Les modèles linguistiques sont des apprenants peu nombreux », juillet 2020. arXiv :2005.14165 [cs].
- Brynjolfsson, Erik et Tom Mitchell, « Que peut faire l'apprentissage automatique ? Implications sur le marché du travail », *Science*, décembre 2017, 358, 1530-1534.
- Bubeck, Sébastien, Varun Chandrasekaran, Ronen Eldan, Johannes Gehrke, Eric Horvitz, Ece Kamar, Peter Lee, Yin Tat Lee, Yuanzhi Li, Scott Lundberg et al., « Étincelles d'intelligence générale artificielle : premières expériences avec gpt-4 », Préimpression arXiv arXiv :2303.12712, 2023.
- Buesing, Eric, Vinay Gupta, Sarah Higgins et Raelyn Jacobson, « Service client : le future usine de talents », rapport technique, McKinsey & Company juin 2020.
- Callaway, Brantly et Pedro HC Sant'Anna, « Différence dans les différences avec plusieurs temps périodes », *Journal of Econometrics*, décembre 2021, 225 (2), 200-230.
- Calvino, Flavio et Luca Fontanelli, « Portrait des utilisateurs de l'IA dans tous les pays : caractéristiques des entreprises, complémentarités des actifs et productivité », Rapport technique, OCDE, Paris, avril 2023.
- Cengiz, Doruk, Arindrajit Dube, Attila Lindner et Ben Zipperer, « L'effet du salaire minimum sur les emplois à faible salaire\* », *The Quarterly Journal of Economics*, mai 2019, 134 (3), 1405-1454.
- Choi, Jonathan H. et Daniel Schwarcz, « AI Assistance in Legal Analysis : An Empirical Study », août 2023.
- Chui, Michael, Bryce Hall, Alex Singla et Alex Sukharevsky, « Enquête mondiale : l'état de l'IA en 2021 », rapport technique, McKinsey & Company 2021.
- de Chaisemartin, Clément et Xavier D'Haultfœuille, « Estimateurs à effets fixes bidirectionnels avec effets de traitement hétérogènes », *American Economic Review*, septembre 2020, 110 (9), 2964-96.
- Dunn, Andrew, Diana Inkpen et Răzvan Andonie, « Visualisation contextuelle de Modèles de traitement du langage naturel d'apprentissage profond », 2021.
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin et Daniel Rock, « Les GPT sont des GPT : un premier aperçu du potentiel d'impact sur le marché du travail des grands modèles linguistiques », mars 2023. arXiv : 2303.10130 [cs, econ, q-fin].
- Felten, Edward W., Manav Raj et Robert Seamans, « L'hétérogénéité professionnelle dans Exposition à l'IA générative », avril 2023.

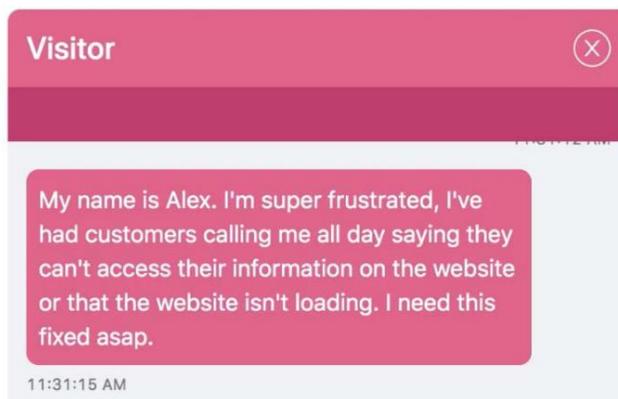
- Garicano, Luis, « Hiérarchies et organisation des connaissances dans la production », *Journal of Political Economy*, 2000, 108 (5), 874-904. Éditeur : Presses de l'Université de Chicago.
- et Esteban Rossi-Hansberg, « Hiérarchies basées sur la connaissance : utiliser les organisations pour comprendre l'économie », *Annual Review of Economics*, 2015, 7 (1), 1-30.
- Goodman-Bacon, Andrew, « Différence de différences avec variation du calendrier de traitement », *Journal of Econometrics*, décembre 2021, 225 (2), 254-277.
- Google, « IA et apprentissage automatique : en quoi diffèrent-ils ? »
- Gretz, Whitney et Raelyn Jacobson, « Améliorer les performances des centres de contact grâce à l'engagement des employés », rapport technique, McKinsey & Company 2018.
- Hartmann, Jochen, Mark Heitmann, Christian Siebert et Christina Schamp, « Plus qu'un sentiment : précision et application de l'analyse des sentiments », *International Journal of Research in Marketing*, 2023, 40 (1), 75-87.
- Hochschild, Arlie Russell, *Le cœur géré : commercialisation du sentiment humain*, Université de la presse californienne, 2019.
- Hoffman, Mitchell, Lisa B Kahn et Danielle Li, « Discrétion dans l'embauche\* », *The Quarterly Journal of Economics*, 10 2017, 133 (2), 765-800.
- Hugging Face, « sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2 », avril 2023.
- Kaplan, Jared, Sam McCandlish, Tom Henighan, Tom B Brown, Benjamin Chess, Rewon Child, Scott Gray, Alec Radford, Jeffrey Wu et Dario Amodei, « Mise à l'échelle des lois pour les modèles de langage neuronal », préimpression arXiv arXiv :2001.08361, 2020.
- Katz, Lawrence F. et Kevin M. Murphy, « Changements dans les salaires relatifs, 1963-1987 : facteurs d'offre et de demande », *The Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107 (1), 35-78.
- Korinek, Anton, « Comment l'innovation affecte les marchés du travail : une évaluation d'impact », document de travail, Brookings Institution juin 2022.
- Koroteev, MV, « BERT : Un examen des applications dans le traitement du langage naturel et sous-début », 2021.
- Lee, Don, « Les Philippines sont devenues la capitale mondiale des centres d'appels », *Los Angeles Times*, Février 2015. Rubrique : Entreprises.
- Legg, Shane, Marcus Hutter et al., « Une collection de définitions de l'intelligence », *Frontiers in Intelligence artificielle et applications*, 2007, 157, 17.
- Li, Chun, « Modèle de langage GPT-3 d'OpenAI : un aperçu technique », juin 2020.
- Liu, Yiheng, Tianle Han, Siyuan Ma, Jiayue Zhang, Yuanyuan Yang, Jiaming Tian, Hao He, Antong Li, Mengshen He, Zhengliang Liu, Zihao Wu, Dajiang Zhu, Xiang Li, Ning Qiang, Dingang Shen, Tianming Liu et Bao Ge, « Résumé de la recherche ChatGPT/GPT-4 et perspective vers l'avenir des grands modèles de langage », Avril 2023. arXiv :2304.01852 [cs].
- Meijer, Erik, « Derrière chaque grand cadre d'apprentissage profond se cache un concept de langages de programmation encore plus grand (discours d'ouverture) », dans « Actes de la 26e réunion conjointe de l'ACM 2018 sur la conférence et le symposium européens sur le génie logiciel sur les fondements du génie logiciel » 2018 , p. 1–1.
- Mejova, Yelena, « Analyse des sentiments : un aperçu », Université de l'Iowa, Computer Science Department, 2009.
- Michaels, Guy, Ashwini Natraj et John Van Reenen, « Les TIC ont-elles polarisé la demande de compétences ? Evidence from Eleven Countries Over Twenty-Five Years », *The Review of Economics and Statistics*, 2014, 96 (1), 60-77.

- Nguyen, Nhan et Sarah Nadi, « Une évaluation empirique des suggestions de code de GitHub Copilot », dans « 2022 IEEE/ACM 19th International Conference on Mining Software Repositories (MSR) » mai 2022, pp. ISSN : 2574-3864.
- Noy, Shakked et Whitney Zhang, « Preuves expérimentales sur les effets de la productivité Intelligence artificielle générative », disponible sur SSRN 4375283, 2023.
- OCDE, Perspectives de l'emploi de l'OCDE 2023 : Intelligence artificielle et marché du travail, Paris : Organisation de coopération et de développement économiques, 2023.
- OpenAI, « Rapport technique GPT-4 », Rapport technique, OpenAI mars 2023.
- Ouyang, Long, Jeff Wu, Xu Jiang, Diogo Almeida, Carroll L. Wainwright, Pamela Mishkin, Chong Zhang, Sandhini Agarwal, Katarina Slama, Alex Ray, John Schulman, Jacob Hilton, Fraser Kelton, Luke Miller, Maddie Simens, Amanda Askell, Peter Welinder, Paul Christiano, Jan Leike et Ryan Lowe, « Former des modèles de langage pour suivre les instructions avec des commentaires humains », mars 2022. arXiv : 2203.02155 [cs].
- Patel, Dylan et Gerald Wong, « Architecture GPT-4, infrastructure, ensemble de données de formation, coûts, Vision, ministère de l'Environnement », 2023.
- Peng, Baolin, Michel Galley, Pengcheng He, Hao Cheng, Yujia Xie, Yu Hu, Qiuyuan Huang, Lars Liden, Zhou Yu, Weizhu Chen et Jianfeng Gao, « Vérifiez vos faits et réessayez : améliorer les grands modèles linguistiques avec des connaissances externes et rétroaction automatisée », 2023.
- Peng, Sida, Eirini Kalliamvakou, Peter Cihon et Mert Demirel, « L'impact de l'IA sur la productivité des développeurs : preuves de GitHub Copilot », 2023.
- Polanyi, Michael, The Tacit Dimension, Chicago, IL : University of Chicago Press, mai 1966.
- Radford, Alec et Karthik Narasimhan, « Améliorer la compréhension du langage grâce à la Pré-formation », 2018.
- , Jeff Wu, Rewon Child, D. Luan, Dario Amodei et Ilya Sutskever, « Modèles linguistiques sont des apprenants multitâches non supervisés », 2019.
- Roose, Kevin, « Une conversation avec le chatbot de Bing m'a laissé profondément perturbé », The New York Times, février 2023.
- Rosen, Sherwin, « L'économie des superstars », The American Economic Review, 1981, 71 (5), 845-858.
- Sun, Liyang et Sarah Abraham, « Estimation des effets dynamiques du traitement dans les études d'événements avec des effets de traitement hétérogènes », Journal of Econometrics, 2021, 225 (2), 175-199.
- Syverson, Tchad, « Qu'est-ce qui détermine la productivité ? », Journal of Economic Literature, juin 2011, 49 (2), 326-65.
- Taniguchi, Hiroya et Ken Yamada, « Complémentarité du capital-compétences TIC et inégalités salariales : données probantes des pays de l'OCDE », Labour Economics, juin 2022, 76, 102151. arXiv : 1904.09857 [econ, q-fin].
- Maison Blanche, « L'impact de l'intelligence artificielle sur l'avenir des travailleurs dans l'Union européenne et aux États-Unis d'Amérique », rapport technique, Maison Blanche, décembre 2022.
- Vaswani, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser et Illia Polosukhin, « L'attention est tout ce dont vous avez besoin », décembre 2017. arXiv : 1706.03762 [cs].
- Zhao, Shuyin, « GitHub Copilot dispose désormais d'un meilleur modèle d'IA et de nouvelles fonctionnalités », février 2023.

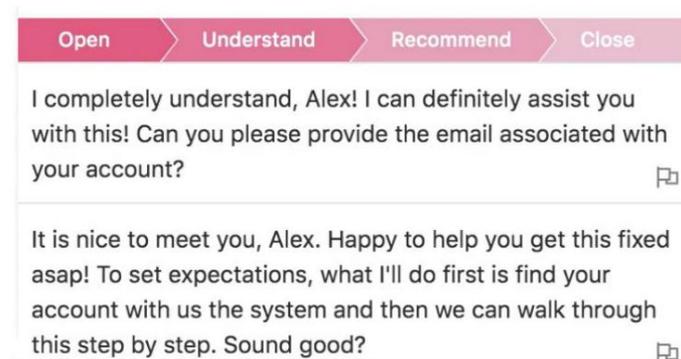
Zolas, Nikolas, Zachary Kroff, Erik Brynjolfsson, Kristina McElheran, David Beede, Catherine Buffington, Nathan Goldschlag, Lucia Foster et Emin Dinlersoz, « Adoption et utilisation des technologies avancées par les entreprises américaines : preuves de l'enquête annuelle sur les entreprises », documents de travail 20-40, Center for Economic Studies, US Census Bureau, décembre 2020.

Figure 1 : Exemple de sortie d'IA

A. Exemple de problème client

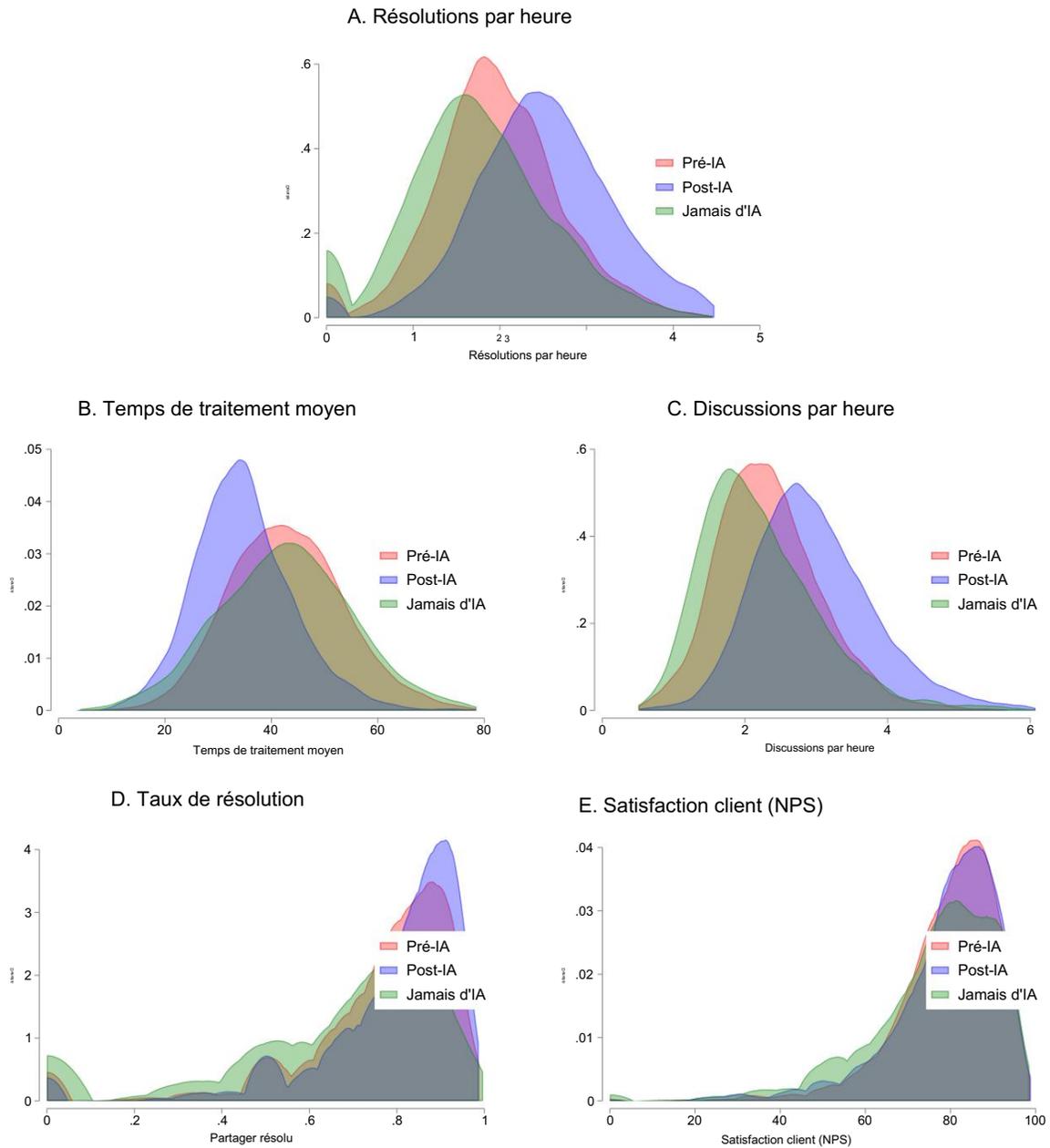


B. Exemple de réponse suggérée générée par l'IA



Remarques : Cette figure montre des exemples de suggestions de sortie générées par le modèle d'IA. Les réponses suggérées ne sont visibles que par l'agent. Les employés peuvent choisir d'ignorer, d'accepter ou d'intégrer quelque peu les suggestions de l'IA dans leur réponse au client.

Figure 2 : Distributions brutes de productivité, par traitement d'IA



Notes : Cette figure montre la répartition des différentes mesures de résultats. Nous divisons cet échantillon en observations mensuelles d'agent pour les agents qui finissent par recevoir accès au système d'IA avant le déploiement (« Pré-IA »), après le déploiement (« Post-IA »), et pour les mois-agent associés aux agents qui ne reçoivent jamais d'accès (« Jamais AI »).

Notre productivité première

La mesure est le « résolutions par heure », le nombre de problèmes clients que l'agent est capable de résoudre avec succès par heure.

Nous fournissons également des descriptions du « temps de traitement moyen », le temps moyen qu'un agent met pour terminer une conversation ;

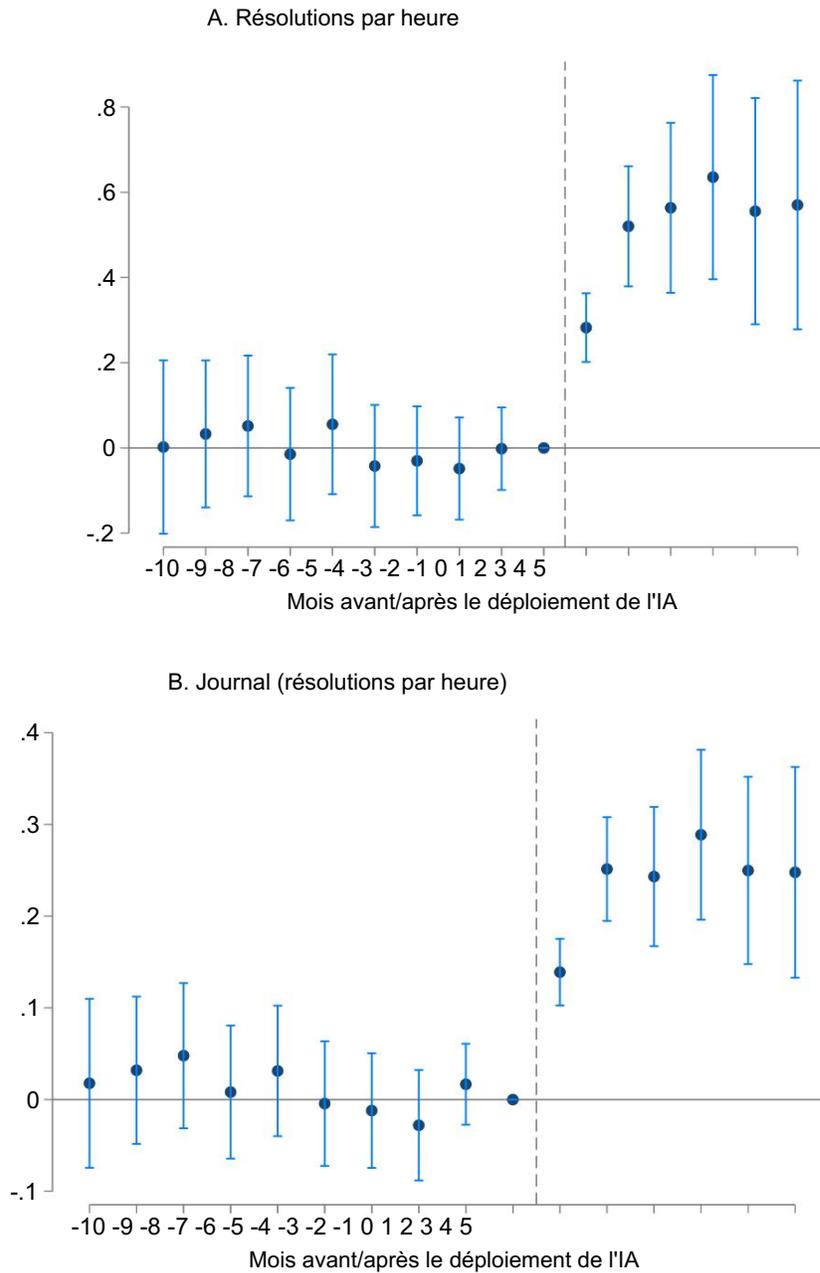
« chats par heure », le nombre de chats terminés par heure intégrant le multitâche ; « taux de résolution », la part de

les conversations que l'agent est capable de résoudre avec succès ; et le « net promoteur score » (NPS), qui sont calculés par

interroger les clients au hasard après une conversation et calculer le pourcentage de clients qui recommanderaient un

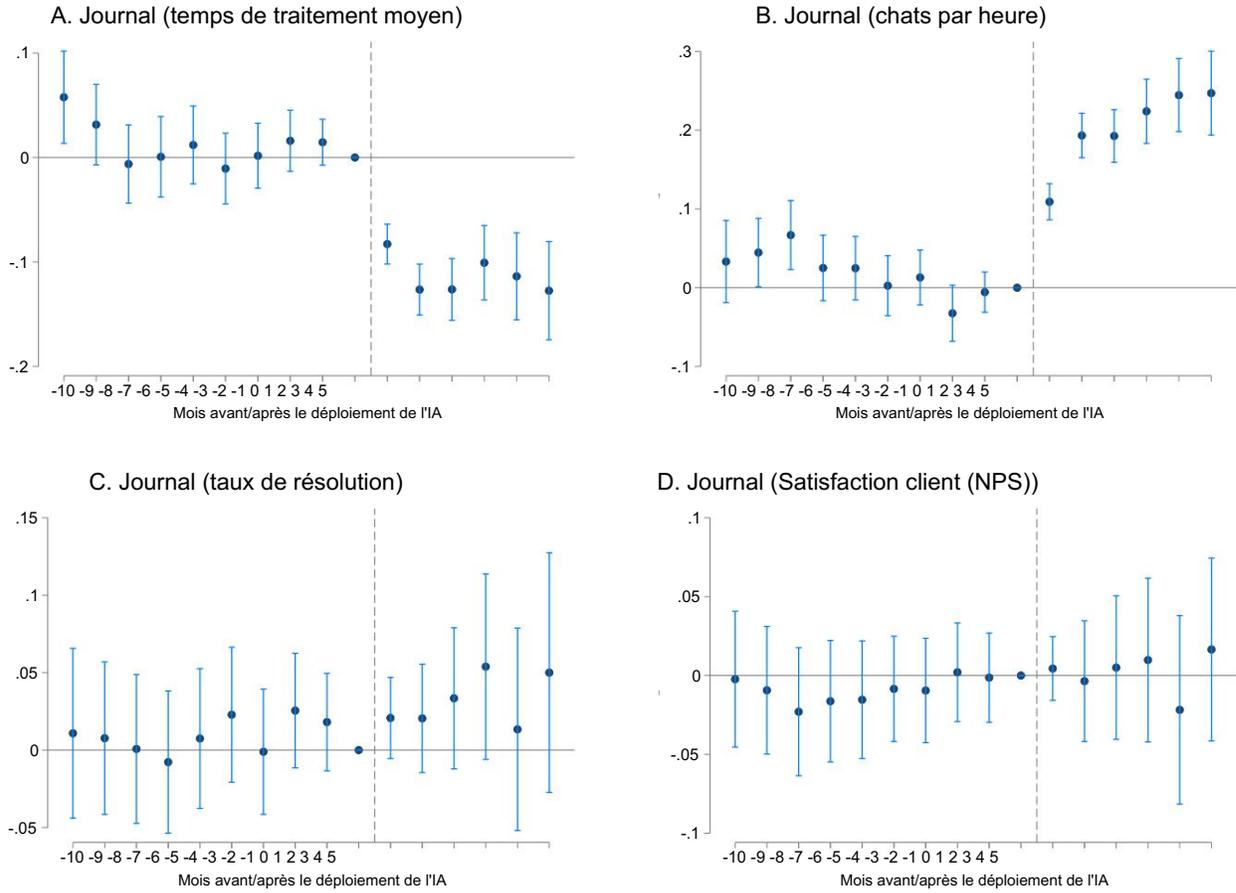
agent moins le pourcentage de ceux qui ne le feraient pas. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels de l'entreprise.

Figure 3 : Études d'événements, résolutions par heure



Remarques : Ces figures représentent les coefficients et les intervalles de confiance à 95 % des régressions d'études d'événements du déploiement de modèles d'IA à l'aide de l'estimateur pondéré d'interaction de Sun et Abraham (2021). Voir le texte pour plus de détails. Le panneau A trace les résolutions par heure et le panneau B trace le logarithme naturel de la mesure. Toutes les spécifications incluent l'année-mois de l'agent et du chat, l'emplacement, l'ancienneté de l'agent et les effets fixes de l'entreprise. Les erreurs standard robustes sont regroupées au niveau de l'agent.

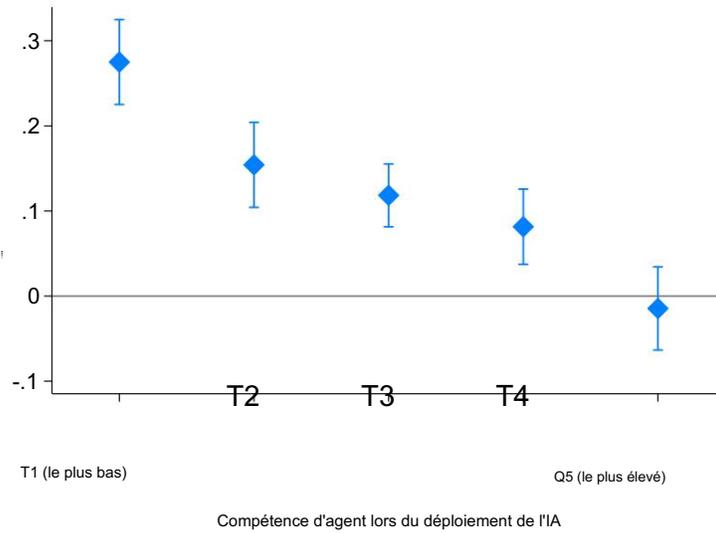
Figure 4 : Études d'événements, résultats supplémentaires



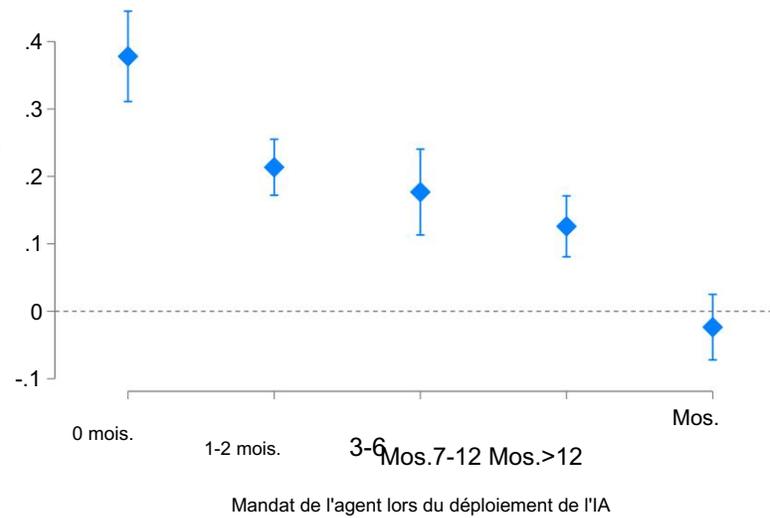
Remarques : Ces figures représentent les coefficients et les intervalles de confiance à 95 % des régressions d'études d'événements du déploiement de modèles d'IA à l'aide de l'estimateur pondéré d'interaction de [Sun et Abraham \(2021\)](#). Voir le texte pour plus de détails. Le panneau A trace le temps de traitement moyen ou la durée moyenne de chaque discussion d'assistance technique. Le panneau B représente le nombre de discussions qu'un agent termine par heure, en intégrant le multitâche. Le panneau C représente le taux de résolution, la part des discussions résolues avec succès, et le panneau D représente le score net du promoteur, qui est une moyenne de la satisfaction des clients interrogés. Toutes les spécifications incluent l'année-mois de l'agent et du chat, l'emplacement, l'ancienneté de l'agent et les effets fixes de l'entreprise. Les erreurs standard robustes sont regroupées au niveau de l'agent.

Figure 5 : Hétérogénéité de l'impact de l'IA, par compétence et ancienneté

A. Impact de l'IA sur les résolutions par heure, par compétence au moment du déploiement

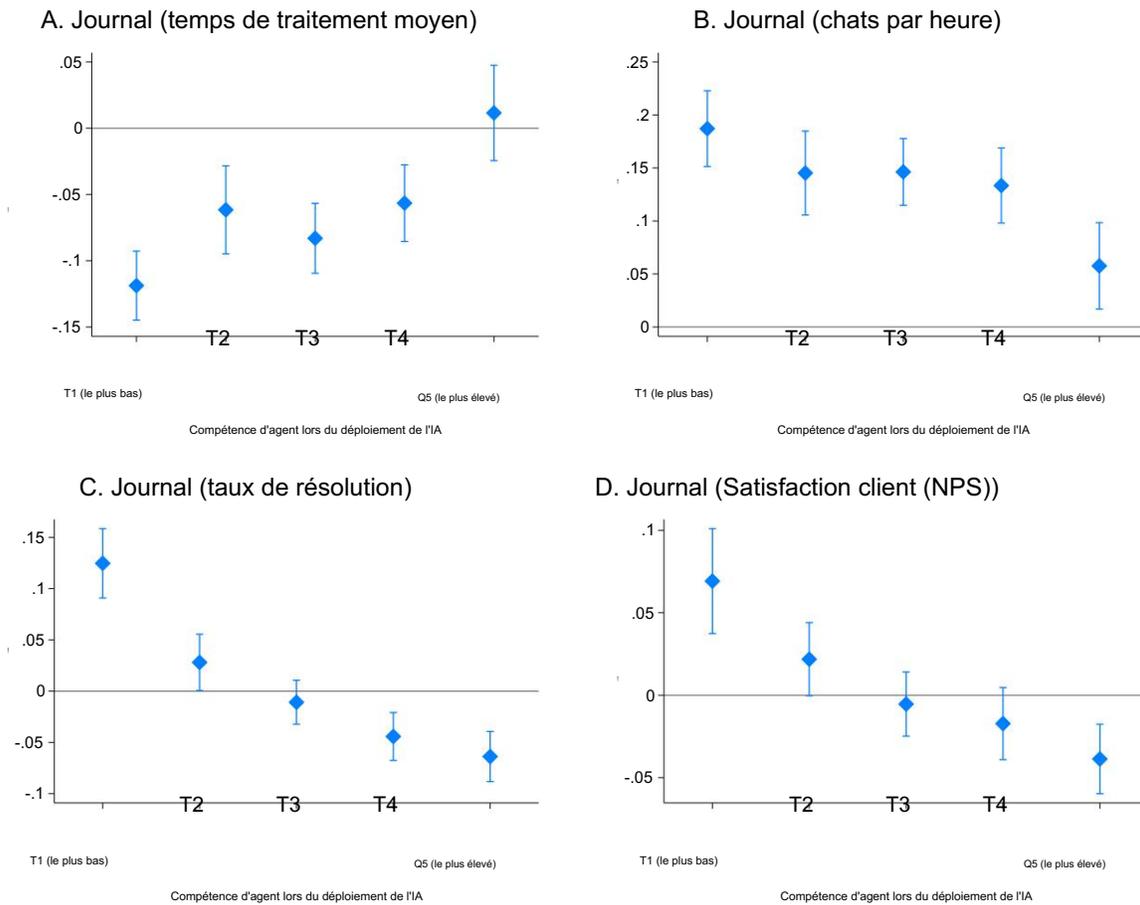


B. Impact de l'IA sur les résolutions par heure, par mandat au moment du déploiement



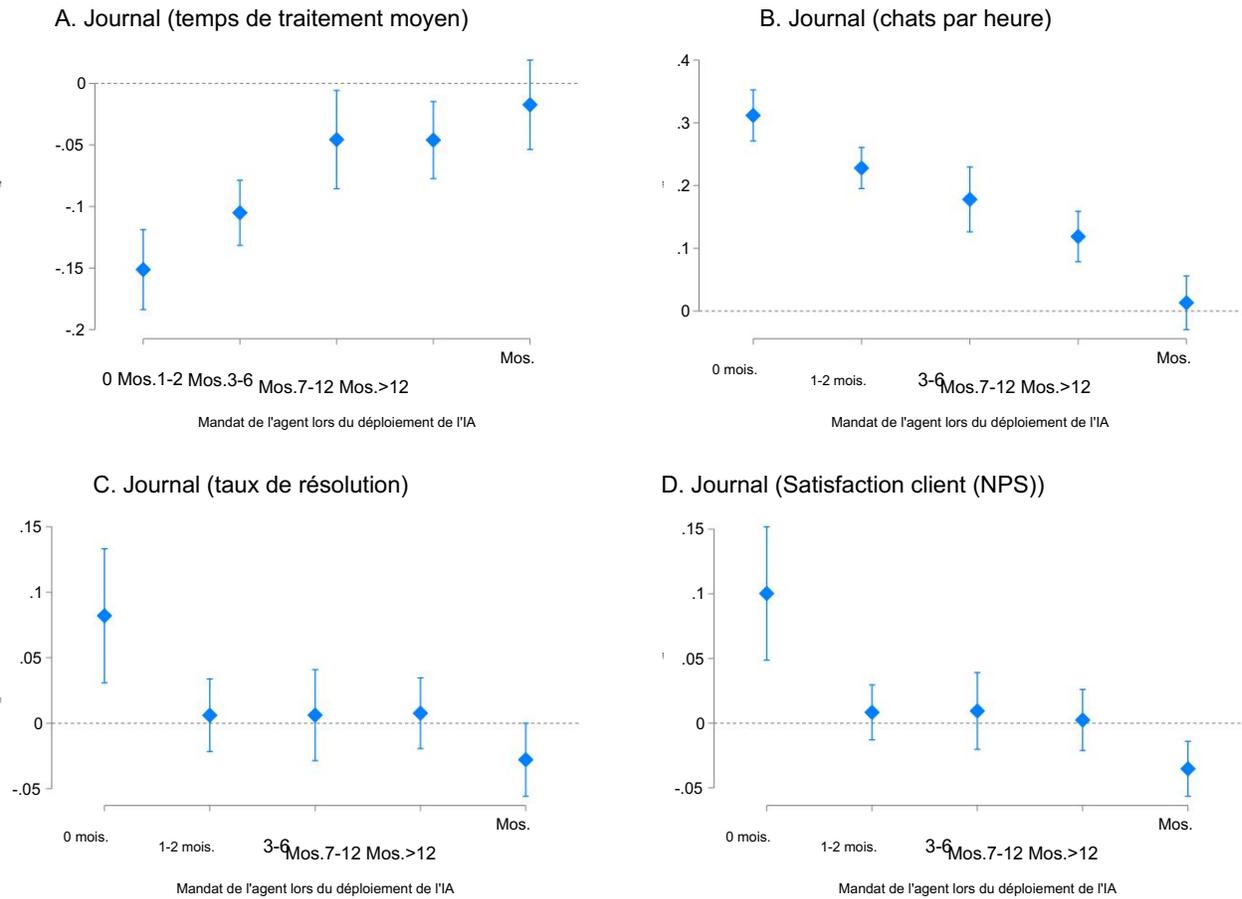
Remarques : Ces chiffres représentent les impacts du déploiement du modèle d'IA sur le journal (résolutions par heure) pour différents groupes de agents. La compétence de l'agent est calculée comme la moyenne des performances de l'agent sur les trois derniers mois en termes de temps de traitement moyen, la résolution des appels et la satisfaction du client, les trois mesures que notre cabinet utilise pour évaluer les performances des agents. Au sein de chacun mois et entreprise, les agents sont regroupés en quintiles, avec les agents les plus productifs dans le quintile 5 et les moins productifs dans le quintile 1. L'ancienneté des travailleurs avant l'IA est le nombre de mois pendant lesquels un agent a été employé au moment où il reçoit accès aux recommandations de l'IA. Toutes les spécifications incluent l'agent et le chat année-mois, emplacement et entreprise fixe les effets et les erreurs types sont regroupés au niveau de l'agent. Le panneau A comprend des contrôles pour le mandat des agents lors du déploiement et le panneau B comprend des contrôles pour les compétences des agents lors du déploiement.

Figure 6 : Hétérogénéité de l'impact de l'IA selon les compétences et le contrôle des travailleurs avant l'IA pour la titularisation, résultats supplémentaires



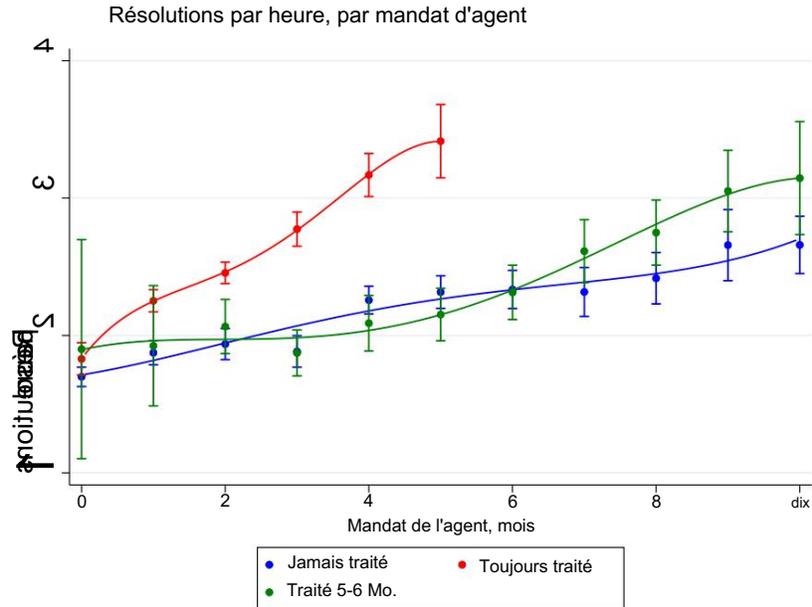
Notes : Ces figures représentent les impacts du déploiement du modèle d'IA sur quatre mesures de productivité et de performance, par compétences des travailleurs avant le déploiement. La compétence de l'agent est calculée comme la moyenne des performances de l'agent sur les trois derniers mois. le temps de traitement moyen, la résolution des appels et la satisfaction client, les trois mesures que notre entreprise utilise pour les performances des agents. Au sein de chaque mois et entreprise, les agents sont regroupés en quintiles, avec les agents les plus productifs au sein de chaque entreprise. dans le quintile 5 et les moins productifs dans le quintile 1. Le panel A représente le temps de traitement moyen ou la durée moyenne des chaque chat d'assistance technique. Le panneau B représente graphiquement les discussions par heure, ou le nombre de discussions qu'un agent peut gérer par heure. Le panneau C représente le taux de résolution et le panneau D représente le score net du promoteur, une moyenne de la satisfaction des clients interrogés. Toutes les spécifications incluent les effets fixes de l'agent et du chat, de l'année-mois, de l'emplacement et de l'entreprise, ainsi que des contrôles pour l'ancienneté de l'agent. et les erreurs standard sont regroupées au niveau de l'agent.

Figure 7 : Hétérogénéité de l'impact de l'IA selon le contrôle de l'occupation des travailleurs avant l'IA  
Compétence, résultats supplémentaires



Notes : Ces figures représentent les impacts du déploiement du modèle d'IA sur les mesures de productivité et de performance par l'ancienneté des travailleurs avant l'IA, définie comme le nombre de mois pendant lesquels un agent a été employé au moment où il a accès au Modèle d'IA. Le panneau A trace le temps de traitement moyen ou la durée moyenne de chaque discussion d'assistance technique. Panneau B représente graphiquement les discussions par heure ou le nombre de discussions qu'un agent peut gérer par heure. Le panneau C trace le taux de résolution, et Le panneau D représente le score net du promoteur, une moyenne de la satisfaction des clients interrogés. Toutes les spécifications incluent l'agent et les effets fixes de l'année-mois, de l'emplacement et de l'entreprise, les contrôles des compétences des agents lors du déploiement et les erreurs standard sont regroupés au niveau de l'agent.

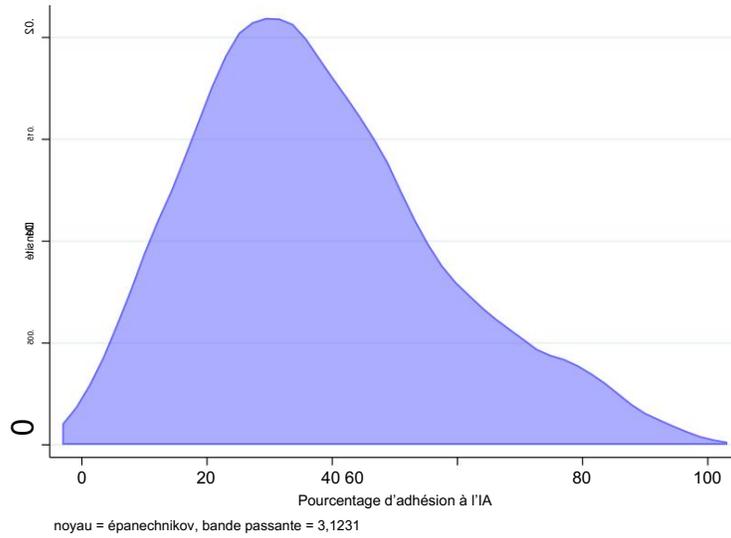
Figure 8 : Courbes d'expérience par cohorte de déploiement



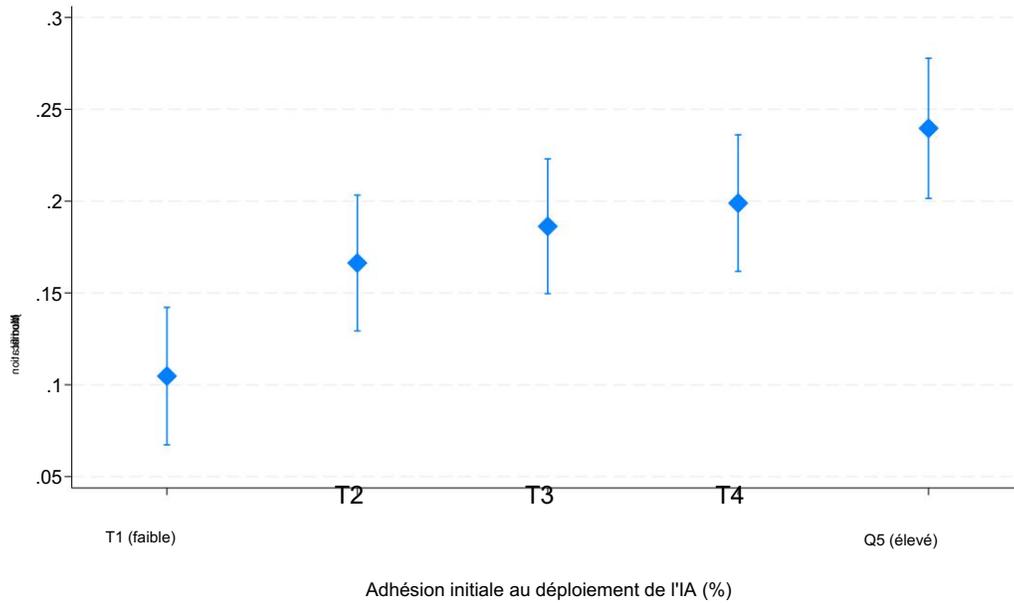
Notes : Cette figure représente la relation entre la productivité et l'ancienneté de l'emploi. La ligne rouge représente les performances de des agents toujours traités, ceux qui ont accès à l'assistance de l'IA dès leur premier mois de travail. Les tracés de la ligne bleue agents qui ne sont jamais soignés. La ligne verte représente les agents qui passent leurs quatre premiers mois de travail sans l'IA. assistance et accéder au modèle d'IA au cours de leur cinquième mois de travail. Des intervalles de confiance de 95 % sont affichés.

Figure 9 : Hétérogénéité de l'impact de l'IA, par adhésion à l'IA

A. Répartition de l'adhésion à l'IA



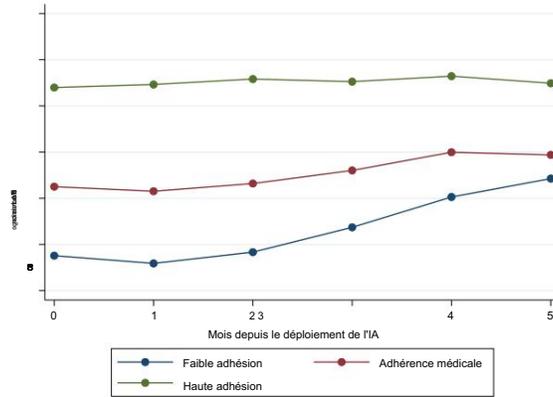
B. Impact de l'IA sur les résolutions par heure, par adhésion initiale



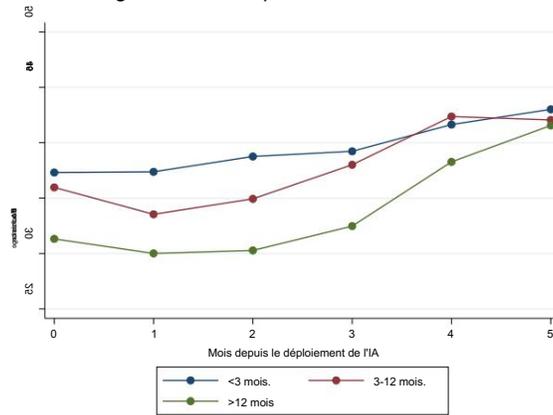
Notes : Le panel A représente la distribution de l'adhésion à l'IA, en moyenne au niveau agent-mois, pondérée par le log de le nombre de recommandations d'IA pour cet agent-mois. Le panneau B montre l'impact de l'assistance de l'IA sur les résolutions par heure, par agents regroupés selon leur adhésion initiale, définie comme la part des recommandations d'IA qu'ils ont suivies dans le premier mois de traitement.

Figure 10 : Adhésion à l'IA au fil du temps

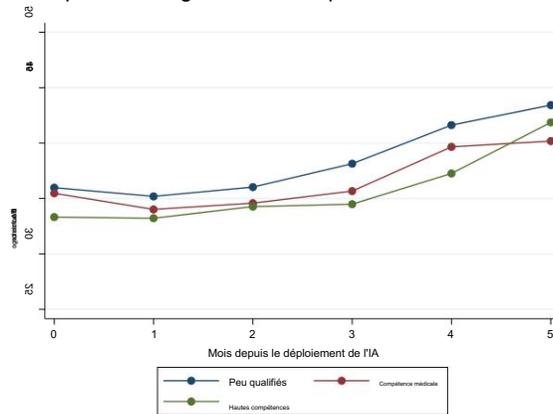
A. Par adhésion au déploiement du modèle d'IA



B. Par mandat d'agent lors du déploiement du modèle d'IA

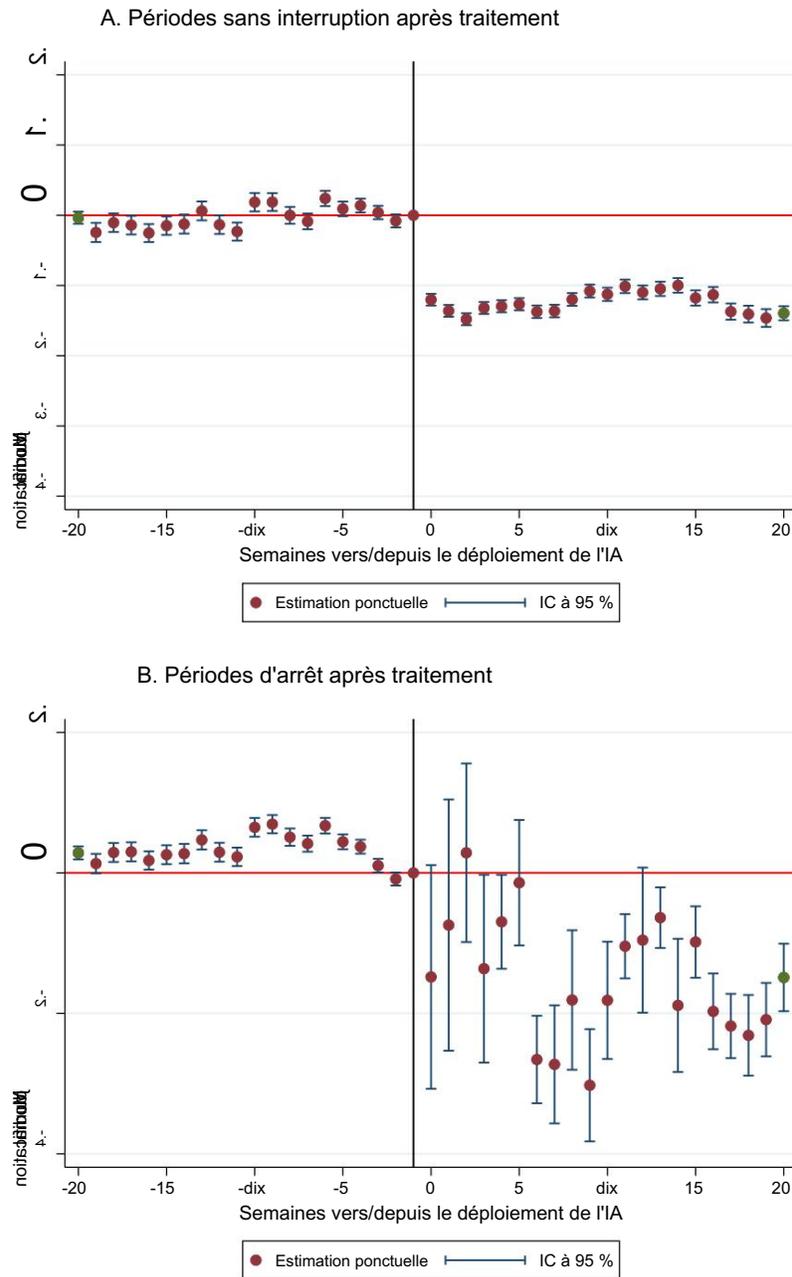


C. Par compétence d'agent lors du déploiement du modèle d'IA



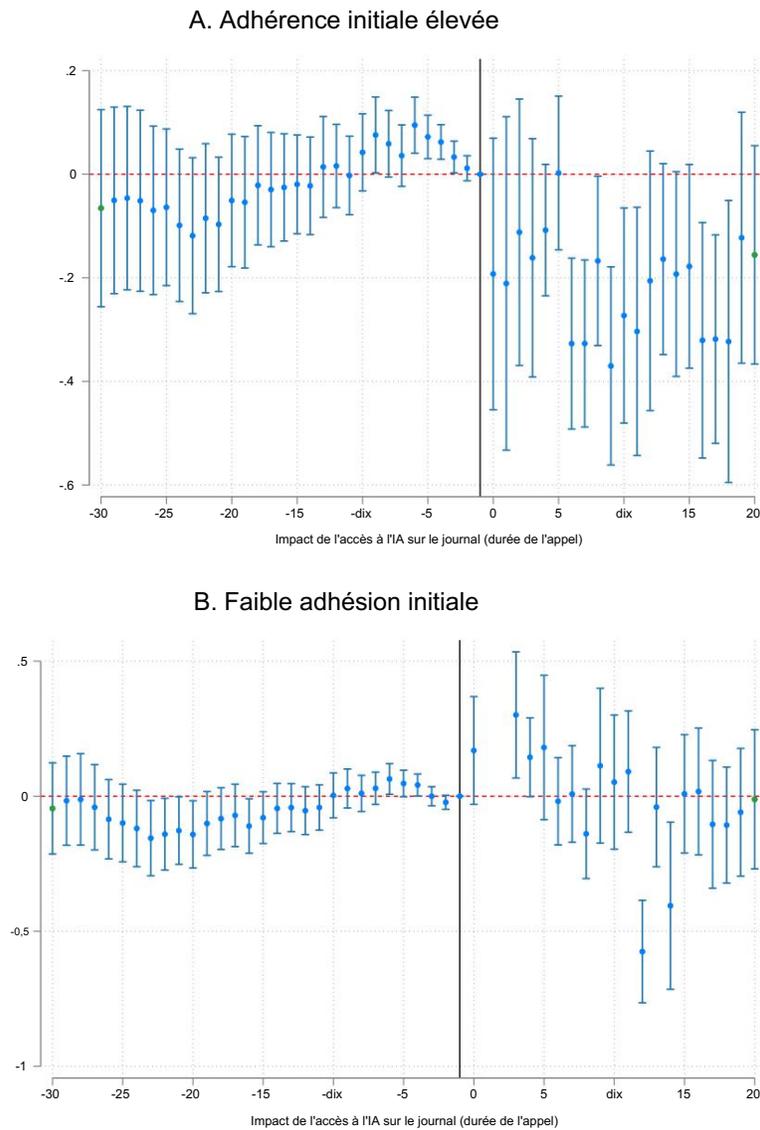
Notes : Cette figure représente la part des suggestions d'IA suivies par les agents en fonction du nombre de mois chacun L'agent a eu accès au modèle d'IA. Dans le panel A, nous divisons les agents en terciles en fonction de leur adhésion à l'IA. suggestions le premier mois. Dans le panel B, nous divisons les agents en groupes en fonction de leur mandat dans l'entreprise. du déploiement du modèle d'IA. Dans le panel C, nous divisons les travailleurs en terciles de productivité avant le déploiement, telle que définie par notre indice de compétences. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels internes de l'entreprise.

Figure 11 : Productivité pendant les pannes du système d'IA



Notes : Cette figure représente des études d'événements sur l'impact du déploiement de l'assistance IA sur les temps de discussion chez l'individu. Le panneau A se limite aux discussions post-traitement qui n'ont lieu pendant aucune période où il existe un système. Le panneau B se limite aux discussions post-traitement qui n'ont lieu que lors d'une panne importante du système. Les erreurs standards sont regroupés au niveau de l'agent.

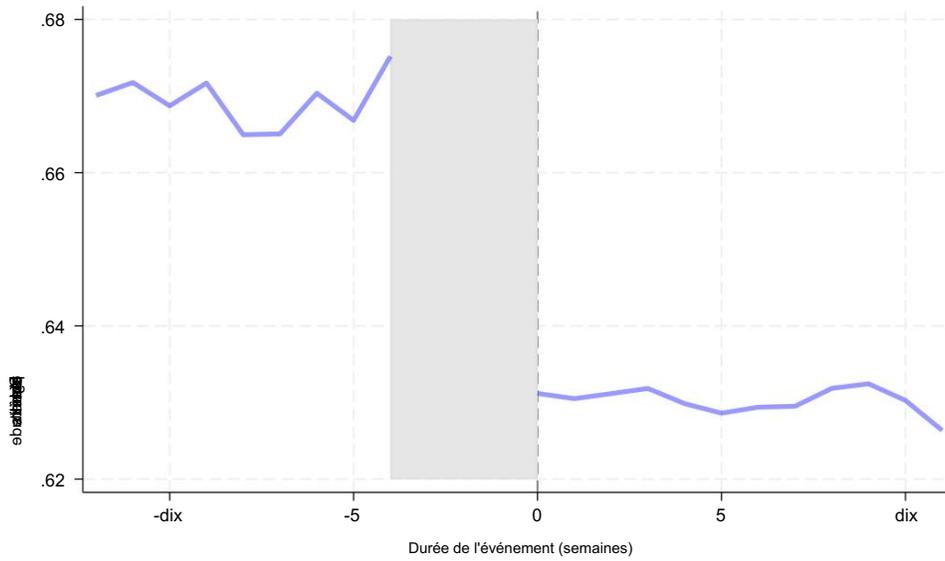
Figure 12 : Productivité pendant les pannes du système d'IA, par adhésion initiale à l'IA



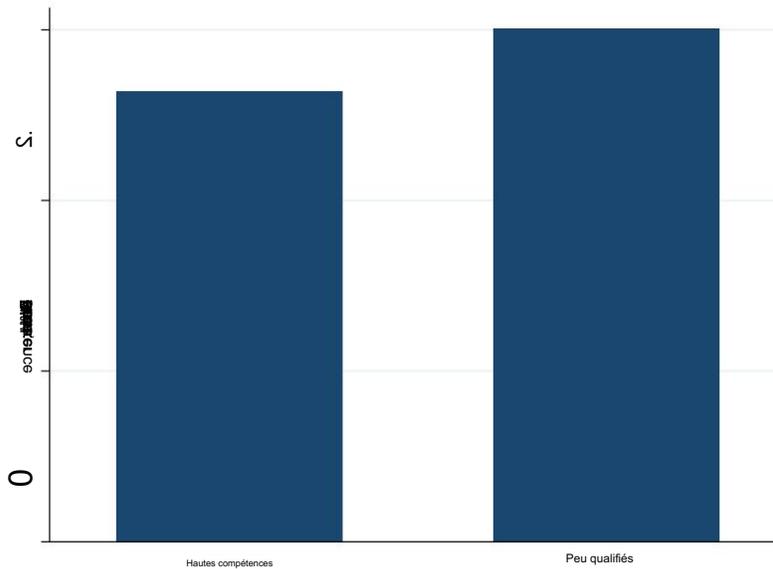
Remarques : Cette figure repr sente des  tudes d' v nements sur l'impact du d ploiement du syst me d'IA sur la dur e du chat. Toutes les donn es post-adoption est limit e aux p riodes de panne majeure. Le panneau A se limite aux seules discussions g n r es par les personnes d j  trait es agents qui ont une adh rence initiale  lev e   l'IA (tercile sup rieur), tandis que le panel B se limite aux agents avec une faible adh rence initiale (tercile inf rieur). Les agents qui ne sont jamais trait s sont exclus de cette analyse.

Figure 13 : Au sein de l'analyse textuelle de l'agent

A. Similitude textuelle au sein d'une personne avec le mois précédant l'IA

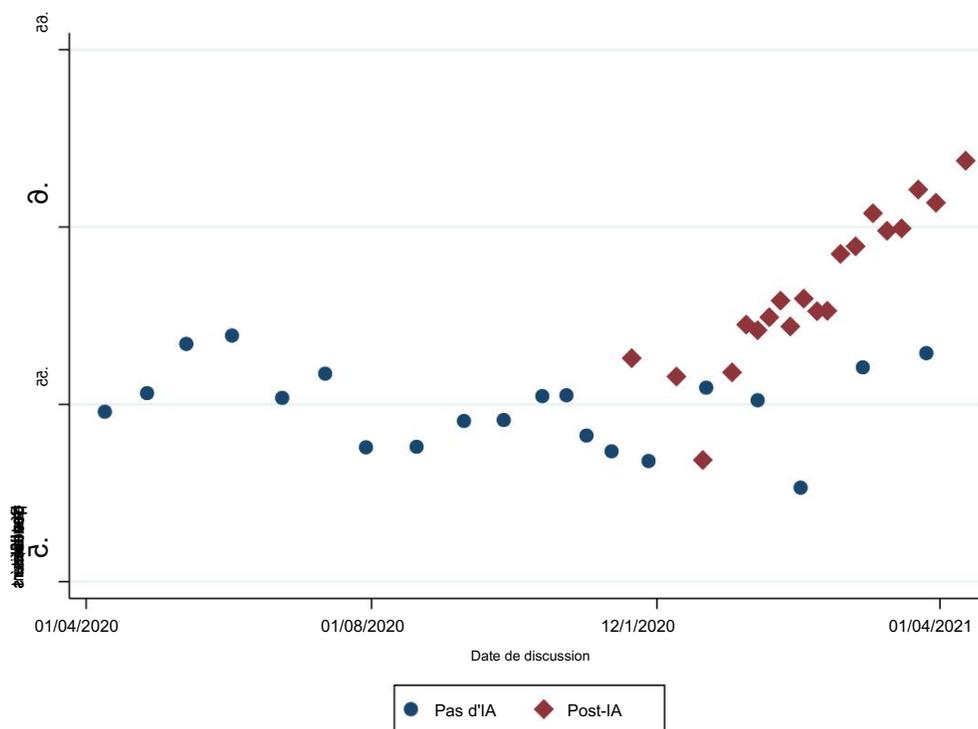


B. Changement textuel au sein d'une personne, compétences faibles ou élevées



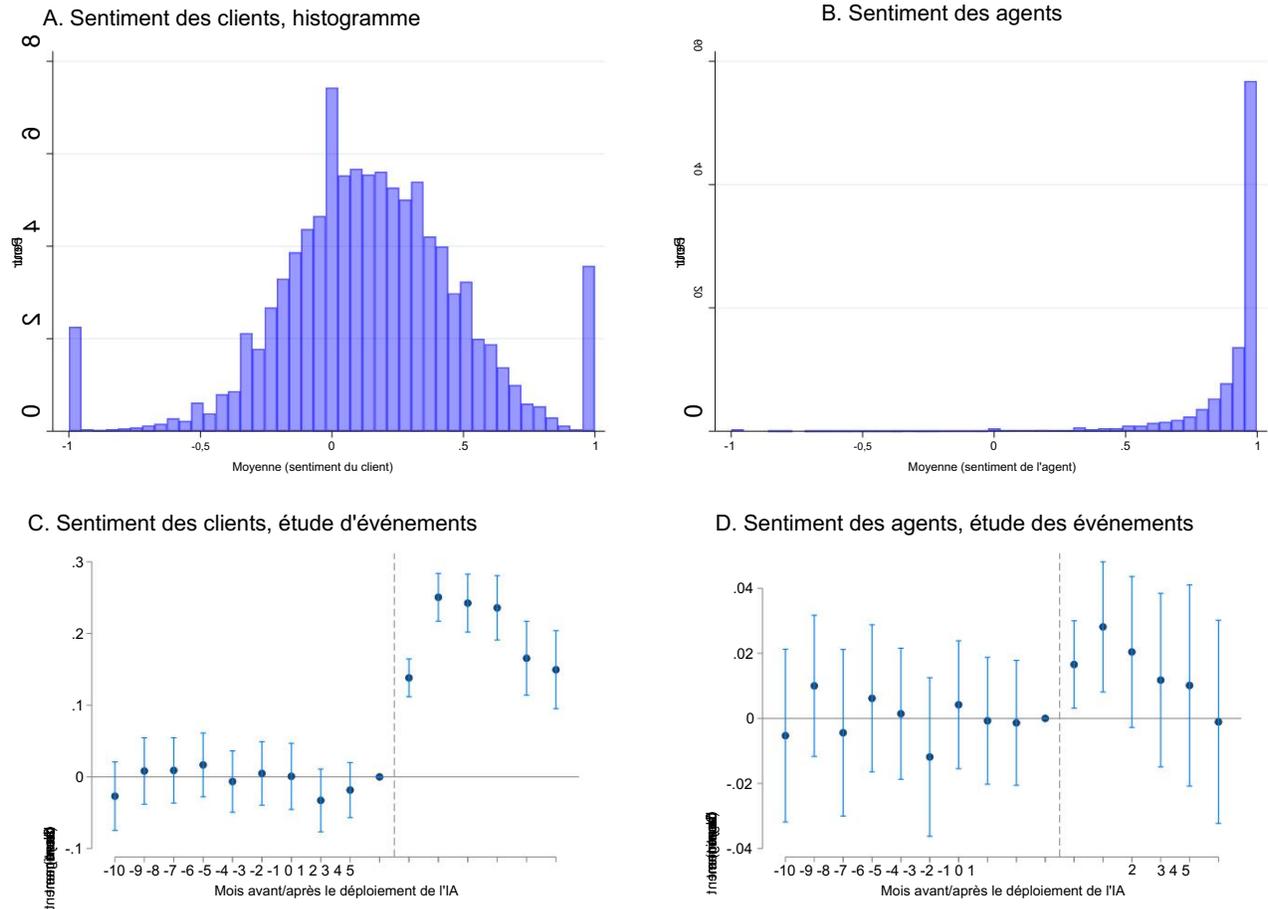
Notes : Le panel A représente la similarité moyenne entre les discussions d'un agent chaque semaine et un groupe de comparaison de leurs conversations. conversations au cours du mois précédant le déploiement de l'IA. Pour éviter de comparer les conversations à elles-mêmes, nous excluons calculer la similarité dans le mois précédant le déploiement. Le panneau B représente la différence moyenne entre les revenus d'un agent le corpus pré-IA de messages de discussion et le corpus post-IA de ce même agent, en contrôlant l'année, le mois et l'ancienneté de l'agent. La première barre représente la différence moyenne de texte avant et après pour les agents appartenant au quintile le plus élevé de compétences pré-IA, comme mesuré par un indice pondéré de leurs discussions par heure, du taux de résolution et du score de satisfaction client. Les peu qualifiés La barre représente le même type de différence avant et après le texte parmi le quintile de compétences le plus bas. Compétence d'agent, ou relative la productivité, est définie au moment du traitement.

Figure 14 : Similarité du texte entre les travailleurs peu qualifiés et hautement qualifiés, avant et après Post-IA



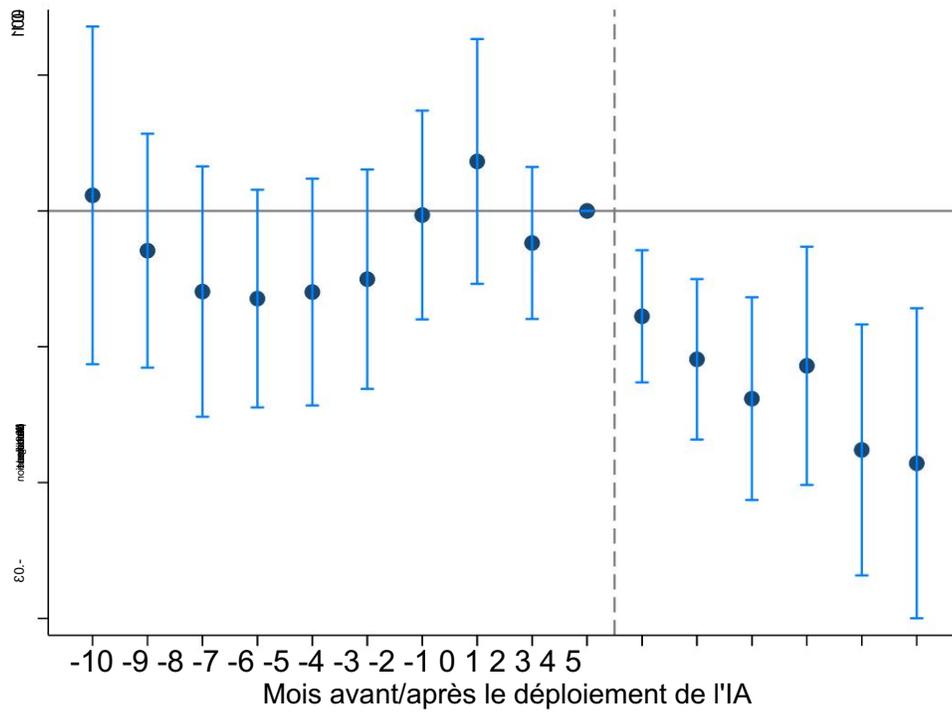
Notes : Cette figure représente la similarité moyenne des textes entre les quintiles supérieur et inférieur des agents. La ligne bleue trace la similarité pour les agents jamais traités ou en prétraitement, la ligne rouge trace la similarité pour les agents ayant accès au modèle d'IA. Pour les agents du groupe de traitement, nous définissons les compétences de l'agent avant le déploiement du modèle d'IA. Notre analyse comprend des contrôles pour la durée du mandat des agents.

Figure 15 : Sentiment de conversation



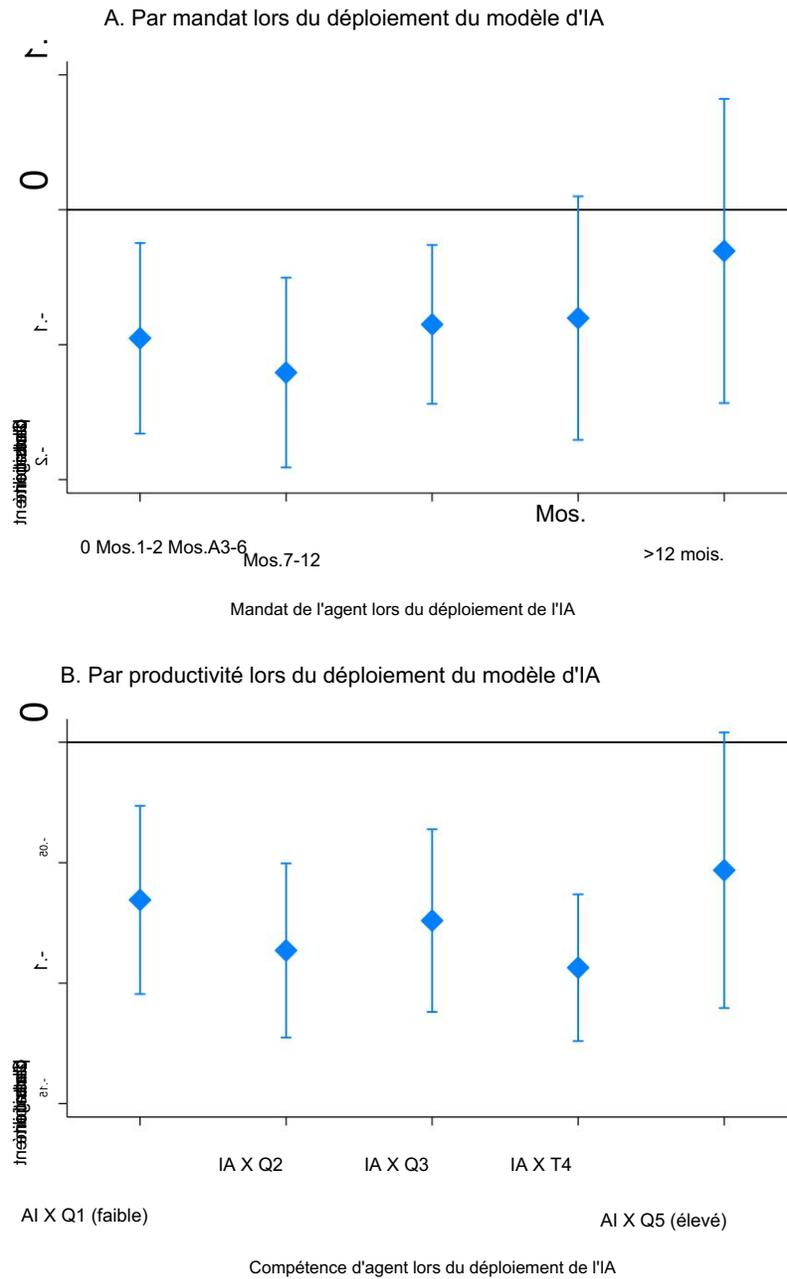
Remarques : Chaque panneau de cette figure représente l'impact du déploiement du modèle d'IA sur le sentiment conversationnel. Panneau A montre les sentiments moyens des clients. Le panneau B montre les sentiments moyens des agents. Le panneau C trace l'étude des événements de Déploiement du modèle d'IA sur le sentiment des clients et le panneau D trace l'estimation correspondante du sentiment des agents. Le sentiment est mesuré à l'aide de SiEBERT, un point de contrôle affiné d'un RoBERTA, un transformateur de langue anglaise modèle. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels internes de l'entreprise.

Figure 16 : Impact de l'IA sur la remontée des discussions



Remarques : Cette figure présente les coefficients et les intervalles de confiance à 95 % pour l'étude d'événement sur le déploiement du modèle d'IA sur les demandes d'assistance du gestionnaire. Les erreurs standards sont regroupées au niveau de l'agent.

Figure 17 : Impact du déploiement du modèle d'IA sur l'attrition des effectifs



Notes : Cette figure présente les résultats de l'impact du déploiement du modèle d'IA sur la probabilité d'attrition des travailleurs. Le panneau A représente graphiquement les effets de l'assistance de l'IA sur l'attrition par mandat d'agent lors du déploiement du modèle d'IA. Graphiques du panneau B le même impact par indice de compétence de l'agent lors du déploiement du modèle d'IA. Toutes les spécifications incluent l'année et le mois de discussion fixes effets, ainsi que la localisation de l'agent, la durée de l'entreprise et de l'agent. Toutes les erreurs standard robustes sont regroupées au niveau de l'agent niveau. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels internes de l'entreprise.

Tableau 1 : Statistiques sommaires des candidats

Variable	Tous	Jamais traité	Traité, Prétraité, Post	
Discussions	3 007 501	945 954	882 105	1 180 446
Agents	5 179	3 523	1 341	1 636
Nombre d'équipes	133	111	80	81
Partager les agents américains	.11	.15	.081	.072
Lieux distincts	25	25	18	17
Discussions moyennes par mois	127	83	147	188
Temps de traitement moyen (min)	41	43	43	35
St. Temps de traitement moyen (min)	23			22
Taux de résolution	.82	24,78	24,82	.84
Résolutions par heure	2.1	1.7	2	2.5
Satisfaction client (NPS)	79	78	80	80

Remarques : Ce tableau présente les conversations, les caractéristiques des agents et les taux de résolution des problèmes, la satisfaction des clients et durée moyenne des appels. L'échantillon de la colonne 1 comprend tous les agents de notre échantillon. La colonne 2 comprend les agents de contrôle qui n'ont jamais eu accès au modèle d'IA. Les colonnes 3 et 4 présentent un résumé du déploiement du modèle d'IA avant et après statistiques pour les agents traités qui ont eu accès au modèle d'IA. Toutes les données proviennent du logiciel interne de l'entreprise systèmes.





Tableau 4 : Sentiment des agents et des clients

VARIABLES	(1) (2)	
	Moyenne (sentiment du client)	Moyenne (sentiment de l'agent)
Post AI X jamais traité	0,177*** (0,0133)	0,0198*** (0,00315)
Observations	21 218	21 218
R au carré	0,485	0,596
Année Mois FE	OUI	OUI
Localisation FE	OUI	OUI
Agent FE	OUI	OUI
Mandat de l'agent FE	OUI	OUI
VD moyenne	0,141	0,896

Erreurs types robustes entre parenthèses

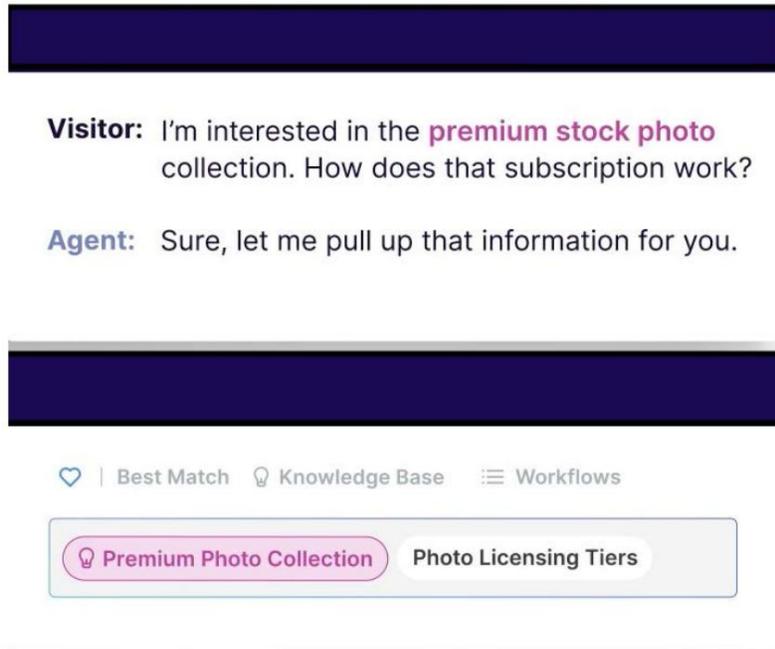
\*\*\* p $\leq$ 0.01, \*\* p $\leq$ 0.05, \* p $\leq$ 0.10

Notes : Ce tableau présente les résultats des régressions par différence en différence estimant l'impact du modèle d'IA. déploiement sur des mesures du sentiment de conversation. Toutes les spécifications incluent les effets fixes de l'agent et l'année de discussion et les effets fixes mensuels, ainsi que la localisation et l'ancienneté de l'agent, qui expliquent la probabilité différente d'attrition selon mandat d'agent. Toutes les erreurs standard sont regroupées au niveau de l'emplacement de l'agent. Toutes les données proviennent du système interne de l'entreprise systèmes logiciels.

## Documents annexes

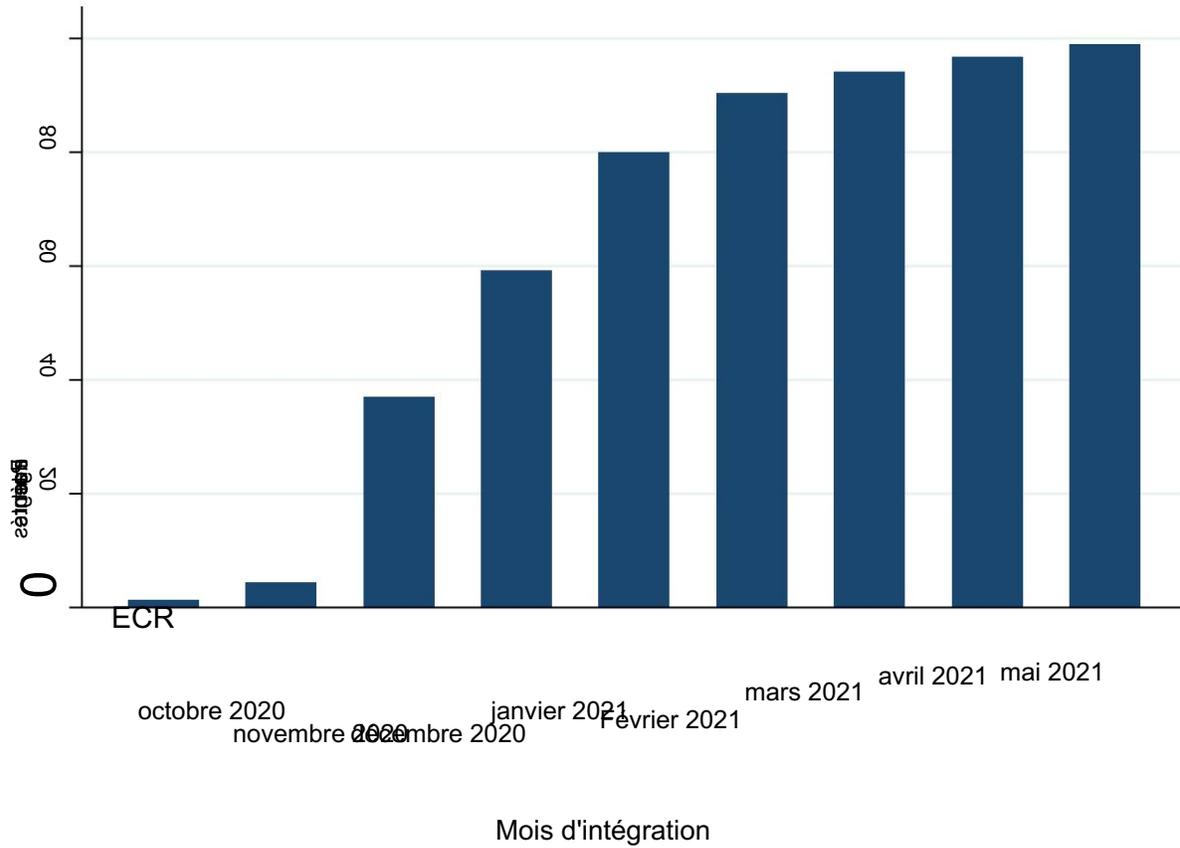
Figure A.1 : Exemple de suggestion technique sur l'IA

A. Exemple de lien technique généré par l'IA



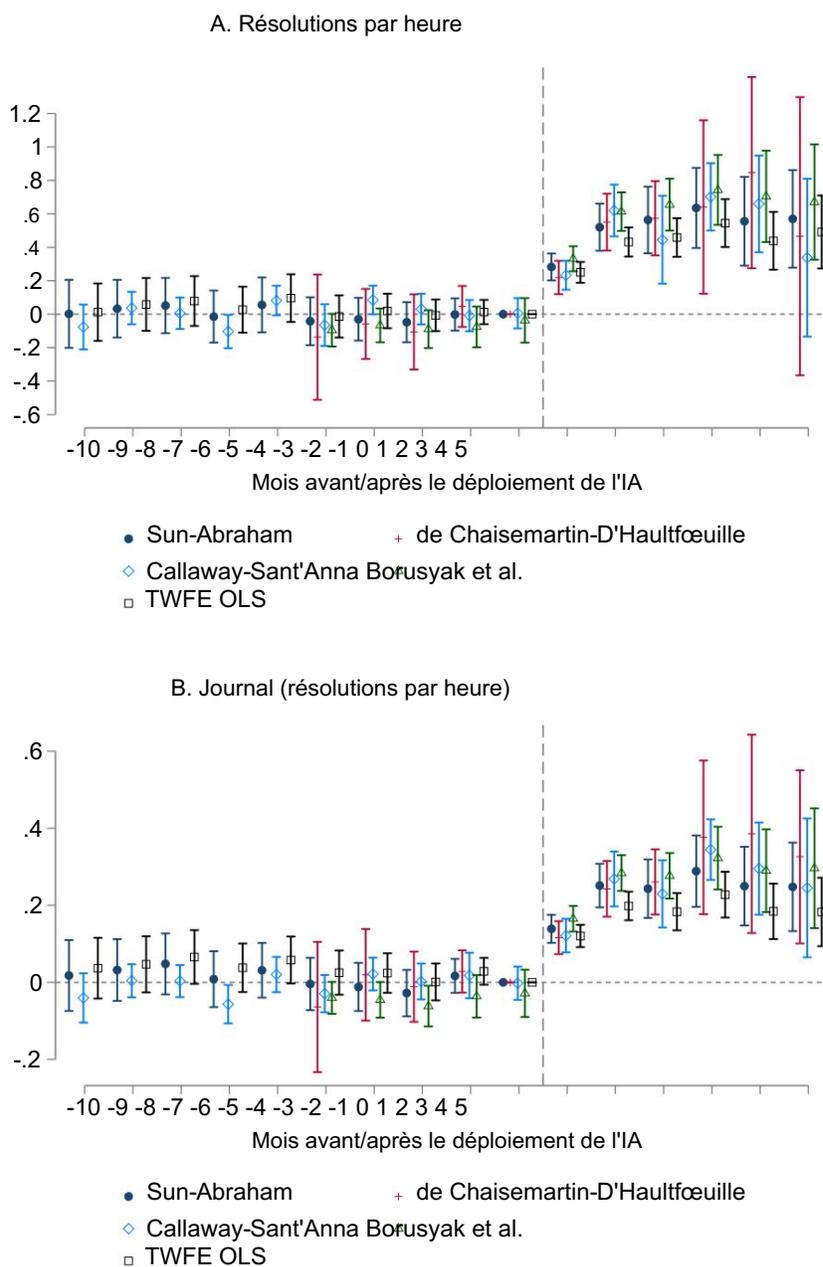
Remarques : Cette figure montre un exemple de suggestions de documentation technique faites par AI. Notre société de données dispose d'un ensemble complet de documentation pour ses agents de support technique, connue sous le nom de base de connaissances, qui est comme un Wikipédia interne à l'entreprise pour les informations sur les produits et les processus. L'IA tentera de faire apparaître la page de documentation technique la plus utile lorsqu'elle y sera déclenchée lors d'une interaction client. Ces liens ne sont visibles que par l'agent et les agents doivent les examiner pour voir si la ressource est utile. Les travailleurs peuvent choisir de lire la documentation technique suggérée ou d'ignorer la recommandation.

Figure A.2 : Chronologie du déploiement



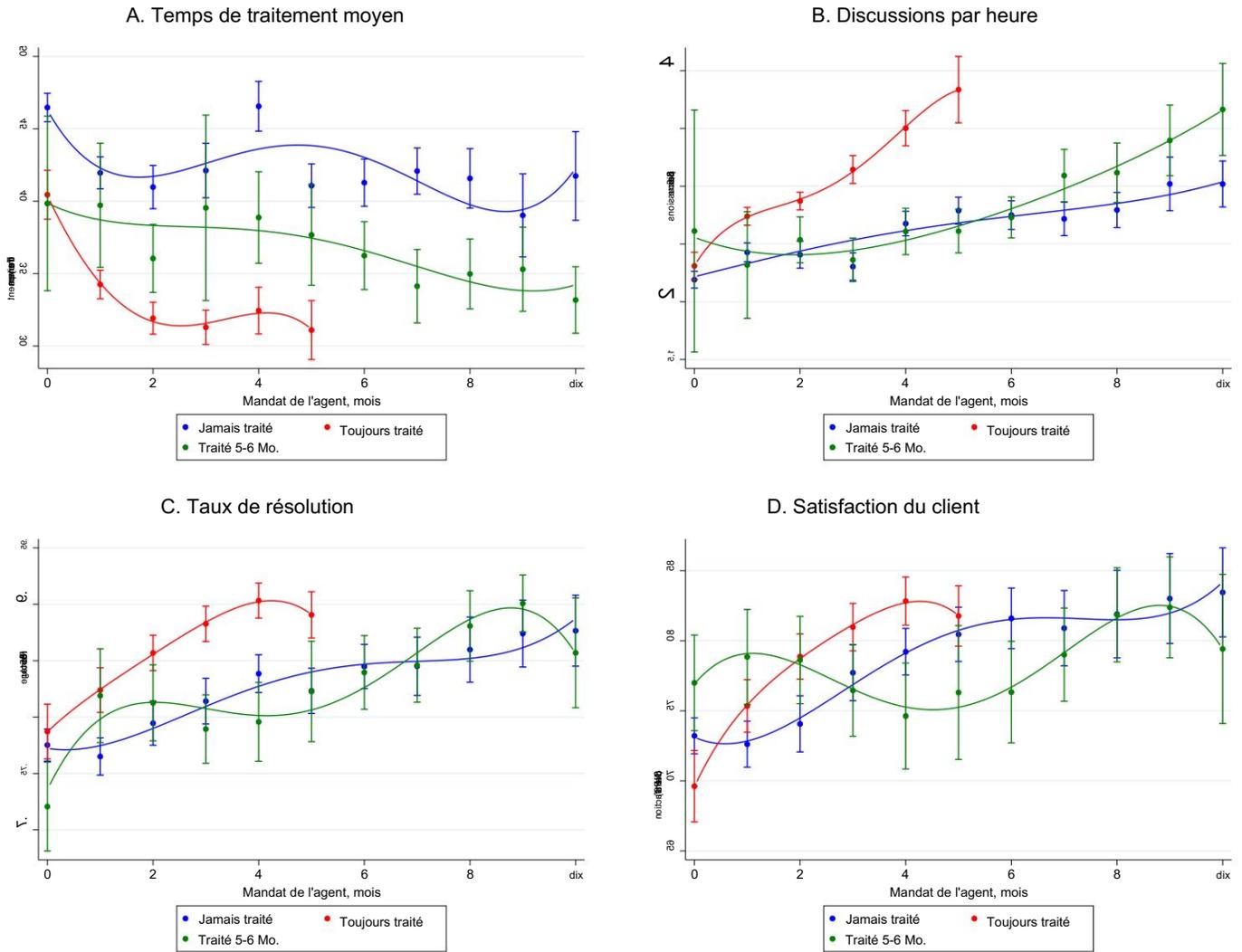
Remarques : Cette figure montre la part d'agents déployés sur le système d'IA au cours de la période d'étude. Les agents sont déployés sur le système d'IA après une séance de formation. L'entreprise a mené un petit essai contrôlé randomisé en août et septembre de 2020. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels internes de l'entreprise.

Figure A.3 : Études d'événements, résolutions par heure



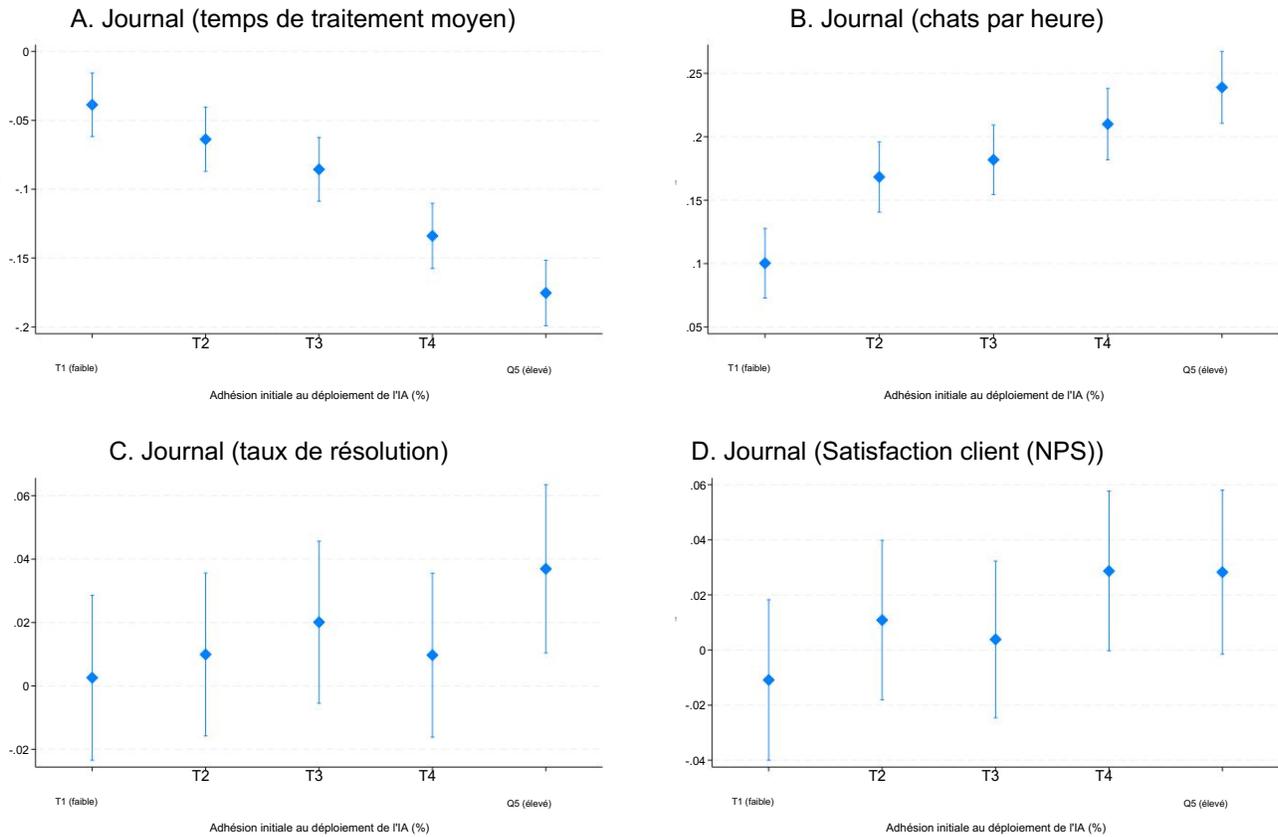
Remarques : Ce tableau présente l'effet du déploiement du modèle d'IA sur notre principal résultat de productivité, les résolutions par heure, à l'aide d'une variété d'estimateurs dynamiques robustes de différence de différences introduits dans [Borusyak et al. \(2022\)](#), [Callaway et Sant'Anna \(2021\)](#), [de Chaisemartin et D'Haultfœuille \(2020\)](#) et [Sun et Abraham \(2021\)](#) et un modèle de régression bidirectionnel standard à effets fixes. Toutes les régressions incluent le niveau d'agent, les effets fixes par année de conversation et les contrôles pour l'ancienneté de l'agent. Les erreurs standards sont regroupées au niveau de l'agent. En raison du nombre de périodes de post-traitement et du taux de rotation élevé des agents dans notre échantillon, nous ne pouvons estimer que cinq mois de pré-période en utilisant [Borusyak et al. \(2022\)](#) et [de Chaisemartin et D'Haultfœuille \(2020\)](#).

Figure A.4 : Courbes d'expérience par cohorte de déploiement, résultats supplémentaires



Notes : Ces figures tracent les courbes d'expérience de trois groupes d'agents au cours de leur mandat, sur l'axe des X, par rapport à cinq mesures de productivité et de performance. Les lignes rouges représentent les performances des agents toujours traités, ceux qui commencent à travailler dès leur premier mois avec l'IA et ont toujours accès aux suggestions de l'IA. Les tracés de la ligne bleue agents qui ne sont jamais soignés. La ligne verte représente les agents qui passent leurs quatre premiers mois de travail sans l'IA. modèle et accéder à l'IA au cours de leur cinquième mois de travail. Tous les panels incluent des intervalles de confiance de 95 %.

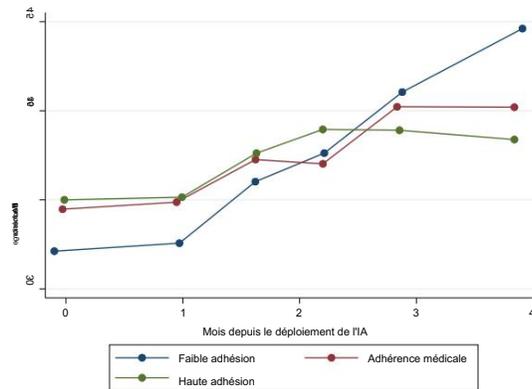
Figure A.5 : Hétérogénéité de l'impact de l'IA en fonction de l'adhésion initiale à l'IA, résultats supplémentaires



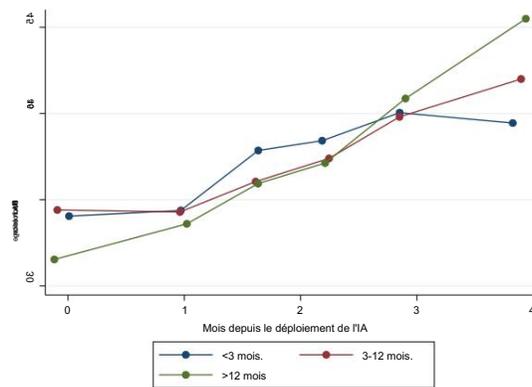
Notes : Ces chiffres représentent l'impact du déploiement du modèle d'IA sur des mesures supplémentaires de performance par quintile d'observance initiale, la part des recommandations d'IA suivies au cours du premier mois de traitement. Le panneau A trace le temps de traitement moyen ou la durée moyenne de chaque discussion d'assistance technique. Le panneau B représente graphiquement les discussions par heure, ou le nombre de discussions qu'un agent peut gérer par heure (y compris en travaillant sur plusieurs discussions simultanément). Le panneau C représente le taux de résolution, la part des discussions résolues avec succès, et le panneau D représente le NPS, ou score net du promoteur, qui est une moyenne de la satisfaction des clients interrogés. Toutes les spécifications incluent les effets fixes de l'agent et du chat, l'année-mois, l'emplacement et l'entreprise, ainsi que les contrôles pour l'ancienneté de l'agent. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels internes de l'entreprise.

Figure A.6 : Adhésion à l'IA au sein de l'agent au fil du temps

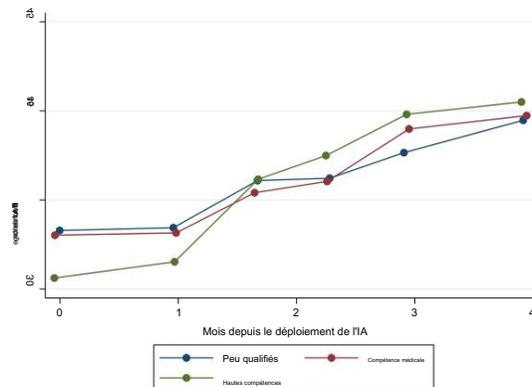
## A. Par adhésion au déploiement du modèle d'IA



## B. Par mandat d'agent lors du déploiement du modèle d'IA

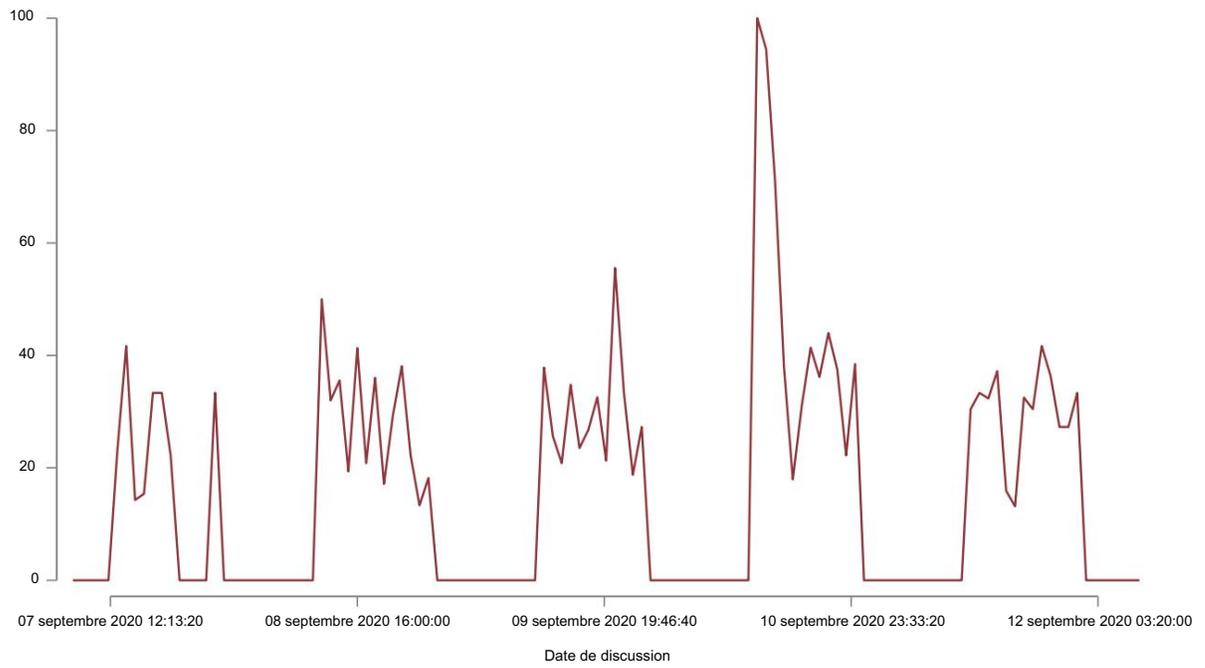


## C. Par compétence d'agent lors du déploiement du modèle d'IA



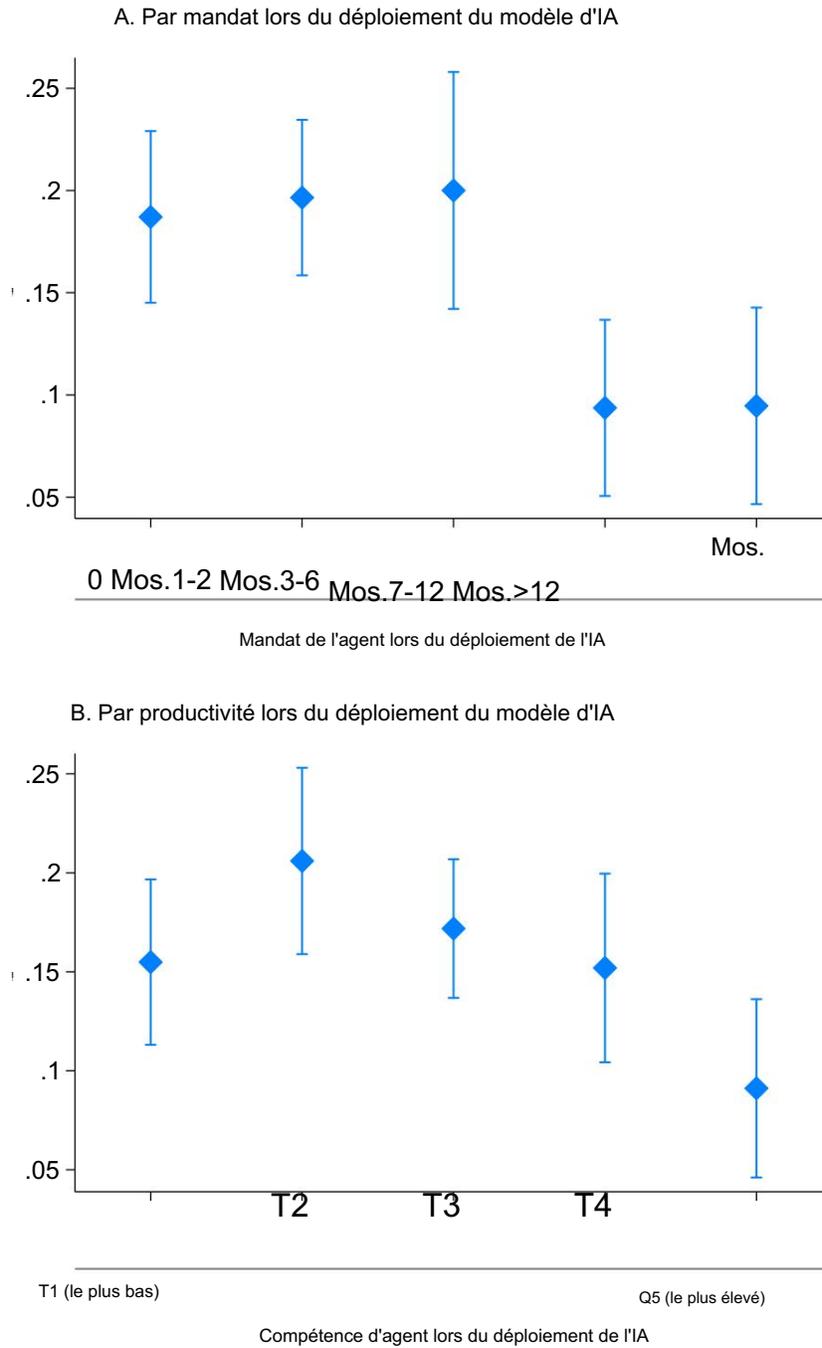
Notes : Cette figure représente le pourcentage résiduel de suggestions d'IA suivies par les agents en fonction du nombre de mois pendant lesquels chaque agent a eu accès au modèle d'IA, après avoir contrôlé les effets fixes au niveau de l'agent. Dans le panel A, nous divisons les agents en terciles en fonction de leur adhésion aux suggestions de l'IA au cours du premier mois. Dans le panneau B, nous divisons les agents en groupes en fonction de leur mandat dans l'entreprise au moment du déploiement du modèle d'IA. Dans le panneau C, nous divisons les travailleurs en terciles de productivité avant le déploiement tels que définis par notre indice de compétences. Toutes les données proviennent du logiciel interne de l'entreprise systèmes.

Figure A.7 : Exemple de panne d'IA



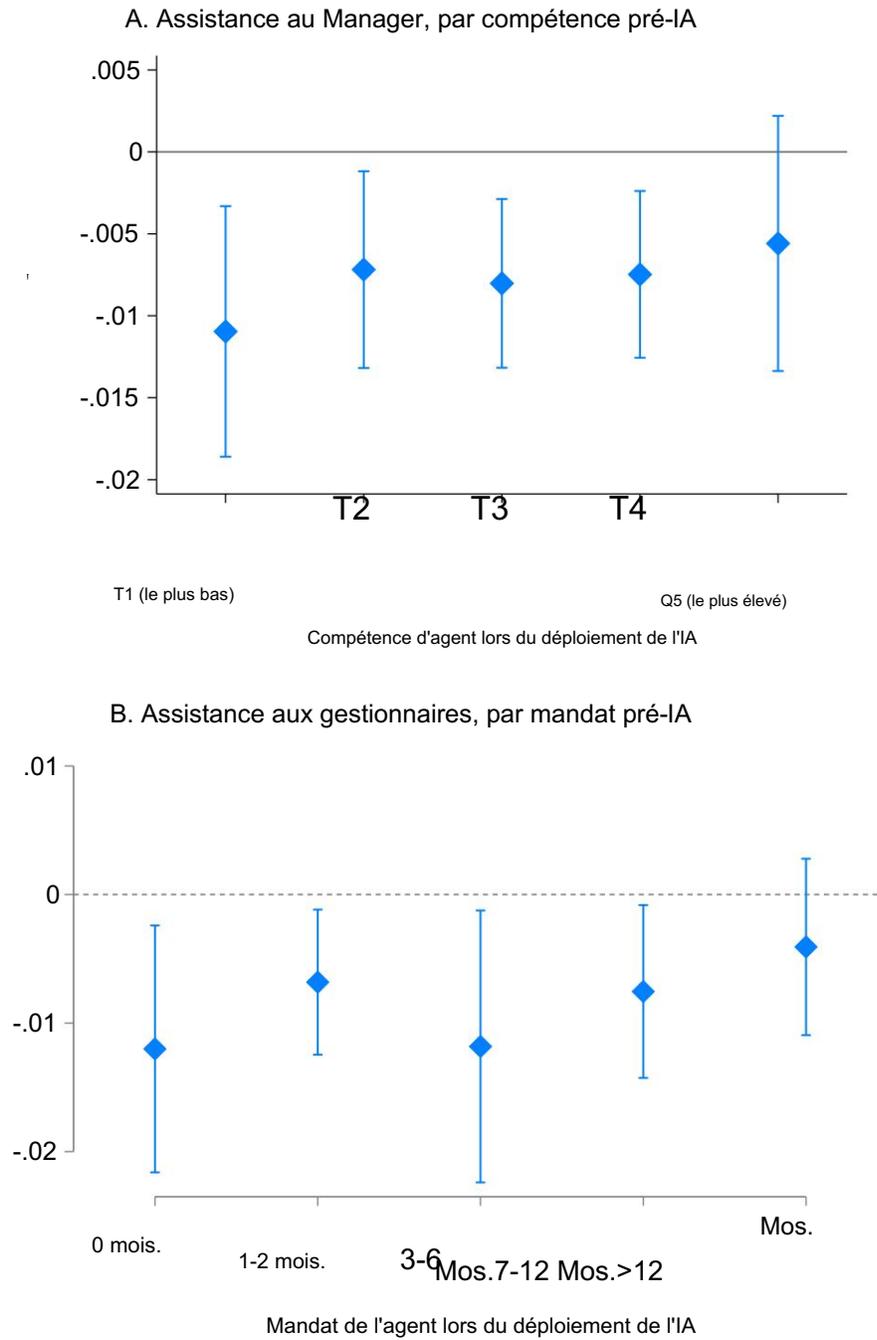
Remarques : Cette figure représente la part des discussions post-traitement sans suggestions d'IA au cours d'une période d'une période documentée. panne de logiciel.

Figure A.8 : Hétérogénéité du sentiment des clients



Remarques : Chaque panneau de cette figure représente l'impact du déploiement du modèle d'IA sur le sentiment moyen par conversation. Le sentiment fait référence à l'émotion ou à l'attitude exprimée dans le texte du chat client et varie de « 1 à 1 » où '1 indique un sentiment très négatif et 1 indique un sentiment très positif. Le panneau A représente les effets de l'IA modéliser le déploiement sur le sentiment des clients par mandat d'agent lorsque l'IA est déployée et le panneau B trace les impacts par agent productivité ex ante. Toutes les données proviennent des systèmes logiciels internes de l'entreprise. Le sentiment moyen est mesuré à l'aide de SiEBERT, un point de contrôle affiné d'un RoBERTA, un modèle de transformateur de langue anglaise.

Figure A.9 : Escalade, hétérogénéité selon l'ancienneté et les compétences des travailleurs



Notes : Les panneaux A et B montrent les effets de l'IA sur les demandes d'assistance des clients par les gestionnaires, par compétence d'agent pré-IA. et par le mandat d'agent pré-IA. Toutes les erreurs standard robustes sont regroupées au niveau de l'emplacement de l'agent. Toutes les données viennent à partir des systèmes logiciels internes de l'entreprise.

Tableau A.1 : Principaux effets : productivité (log (résolutions par heure)), alternative  
Estimateurs de différence de différence

	Indiquer Estimation	Standard Erreur	Borne inférieure 95 % de confiance Intervalle	Limite supérieure 95 % de confiance Intervalle
TWFE-OLS	0,137	0,014	0,108	0,165
Borusyak-Jaravel-Spiess	0,257	0,028	0,203	0,311
Callaway-Sant'Anna	0,239	0,025	0,189	0,289
DeChaisemartin-D'Haultfœuille	0,116	0,021	0,075	0,156
Soleil-Abraham	0,237	0,037	0,165	0,308

Notes : Ce tableau montre l'impact du déploiement du modèle d'IA sur le journal de notre principal résultat de productivité, les résolutions par heure, à l'aide d'estimateurs de différence de différences robustes introduits dans [Borusyak et al. \(2022\)](#), [Callaway et Sant'Anna \(2021\)](#), [de Chaisemartin et D'Haultfœuille \(2020\)](#) et [Sun et Abraham \(2021\)](#). Toutes les régressions incluent niveau de l'agent, effets fixes de l'année de discussion et contrôles de la durée d'occupation de l'agent. Les erreurs standards sont regroupées au niveau de l'agent.