HAL
open science

# Algorithmes, inégalités, et les “ humains dans la boucle ”

Paola Tubaro

## To cite this version:

Paola Tubaro. Algorithmes, inégalités, et les “ humains dans la boucle ”. François Levin; Etienne Ollion. Ce qui échappe à l’intelligence artificielle, Hermann, pp.181-203, 2024, 979 1 0370 3844 9. hal-04533266

**HAL Id: hal-04533266**

**https://hal.science/hal-04533266v1**

Submitted on 4 Apr 2024

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L’archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d’enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Algorithmes, inégalités, et les « humains dans la boucle »[1]

**Paola Tubaro[2]**

## Introduction

La chercheuse Kate Crawford (2021) a voulu secouer les esprits en disant que l'Intelligence Artificielle (dorénavant IA) n'est « ni intelligente, ni artificielle ». Sans nécessairement vouloir prendre à la lettre cette prise de position provocatrice, force est-il de reconnaître qu'elle met le doigt sur un aspect important de « ce qui échappe à l'IA ». Contrairement à une idée reçue, celle-ci n'agit pas sans action externe : bien au contraire, nous verrons qu'elle est pilotée à tout moment par des « humains dans la boucle », des travailleurs et travailleuses qui opèrent silencieusement à côté des machines, sans lesquels les développements récents de cette technologie n'auraient pas été possibles. Cet article s'attache à lever le voile sur ces humains autrement cachés, et montre comment une compréhension des conditions (organisationnelles et technologiques) de leur participation jette de la lumière sur la portée, les causes profondes et les implications plus vastes des biais dont l'IA actuelle est porteuse. Cette perspective permet aussi de mettre au jour les rapports de pouvoir constitutifs au développement de l'IA, avec un prisme géopolitique qui permet de dépasser les limites des réflexions sur les biais déjà bien connues.

Ces dernières partent du constat que la capacité inouïe des systèmes actuels d'IA à classer, à prédire et à prendre des décisions peut entrer en conflit avec le principe d'égalité et le droit à la non-discrimination, et par là, elle peut générer ou exacerber des inégalités. Il a été montré que la performance des algorithmes (notamment de reconnaissance visuelle et plus précisément, faciale) est fortement asymétrique, avec des résultats bien meilleurs pour la peau claire et le genre masculin, que dans tous les autres cas (Buolamwini et Gebru 2018). De même, les algorithmes de police prédictive tendraient à surestimer la probabilité que des personnes racisées commettent des crimes ou récidivent, d'autant plus si elles vivent dans des quartiers défavorisés (Lum & Isaac 2016). L'automatisation des systèmes d'assistance publique pénaliserait toute personne correspondant à des profils statistiques risqués, notamment parmi les plus pauvres (Eubanks 2018), parmi lesquels les groupes minoritaires sont surreprésentés. Les

[1] Dans F. Levin & E. Ollion (éds.) 2024. *Ce qui échappe à l'IA*, Paris, Hermann, pp. 181-203.

[2]Centre de Recherche en Economie et Statistique (CREST), CNRS, ENSAE, Institut Polytechnique de Paris, paola.tubaro@cnrs.fr

moteurs de recherche, porteurs eux-mêmes de biais, conduiraient à des résultats faussés susceptibles de propager de la désinformation (Noble 2018).

Comment interpréter ces cris d'alerte ? Il ne s'agit pas d'adhérer à un discours techno-déterministe qui surestimerait le pouvoir des algorithmes sans tenir compte de l'agentivité humaine et des contextes socio-institutionnels, qui peuvent en modérer les effets (Brayne & Christin 2021). On ne peut pas non plus se limiter à une solution exclusivement technique, comme celle que propose la recherche informatique visant à développer des algorithmes « *fair* », interprétables et/ou explicables, qui est bienvenue mais insuffisante (Krishnan 2020). L'enjeu est plutôt de reconnaître que l'IA naît dans un monde marqué par des fractures sociales profondes, et en porte en son sein les signes et les conséquences. Une vague récente de littérature critique née des sciences humaines et sociales a mis en relief comment différents axes d'inégalité, profondément ancrés dans nos sociétés, inscrivent dans les artefacts techniques des préjugés, des biais et des injustices préexistants (Benjamin 2019, Noble 2018). Il faut donc que toute solution puisse prendre en compte la nature changeante de l'environnement humain dans lequel ces algorithmes sont mis en œuvre, les rapports de pouvoir qui s'y jouent et les inégalités qui les caractérisent, avec des processus sociaux complexes qui redéfinissent continuellement les variables et les catégories (Hanna et al. 2020).

Pour voir pleinement ces processus sociaux, il est utile de s'éloigner d'un imaginaire centré sur le *déploiement* de l'IA, à savoir, sur l'usage d'algorithmes une fois qu'ils ont été conçus, programmés, testés, affinés et enfin commercialisés. Certes, ce n'est qu'à ce stade que (par exemple) la police, les autorités ou les agences chargées de services publics peuvent s'en servir, et c'est pour cela que la plupart des cas étudiés jusqu'ici par la littérature y font référence. Mais que se passe-t-il pendant la phase préalable d'élaboration des algorithmes avant qu'ils ne puissent être utilisés ? Il est utile de conceptualiser celle-ci comme un véritable processus de *production*, nécessitant des ressources humaines, des investissements en capital et des structures organisationnelles appropriées. Le contexte humain, économique et social dans lequel l'IA est produite peut contribuer à injecter des distorsions, par exemple en sous-représentant certains groupes sociaux aux dépens d'autres, ou en privilégiant certaines catégorisations et visions du monde qui, entrées dans le système très en amont, peuvent finalement se traduire par des biais et des injustices en aval. Qui sont, donc, les acteurs qui contribuent à la production de l'IA, les lieux où ils opèrent, et les coûts de production qu'ils génèrent – au niveau autant individuel que collectif ?

C'est ici qu'entrent en jeu les travailleurs et travailleuses que le secteur de l'IA appelle « l'humain dans la boucle » : non pas les spécialistes d'ingénierie et d'informatique qui dirigent le processus d'en haut, mais des masses de contributeurs et contributrices de plus bas niveau, qui exécutent des « micro-tâches » ordinaires et même souvent routinières et rébarbatives, très peu rémunérées et pourtant indispensables. Leurs conditions de travail s'avèrent bien souvent problématiques, comme il a été constaté entre autres par Casilli (2019), Crawford (2021) et Gray & Suri (2019). En suivre leurs effets tout au long de la chaîne de production, nous verrons que les discriminations et

les inégalités se situent à différents stades et niveaux du développement d'une technologie, et que dans certains cas, les fractures en amont se répercutent sur le produit en aval. Comme dans Casilli (2021) et Casilli & Tubaro (2023, à paraître) nous montrerons qu'une chaîne de production profondément révisée, qui intègre des conditions de travail « décentes », est un ingrédient indispensable d'une IA non-discriminatoire (ou, pourrait-on dire en suivant une tendance récente, « éthique » : voir par exemple Jobin et al. 2019). Il s'agit de faire aux industries technologiques les mêmes demandes qui ont été déjà adressées par exemple au secteur textile, en termes des conditions contractuelles, des rémunérations, et de la santé et sécurité des ouvriers et ouvrières dans la production, même lorsqu'elle est externalisée à l'étranger.

Le parallèle avec le secteur textile permet de faire ressortir une autre dimension importante de la production de l'IA, l'étendue planétaire du système de recrutement, gestion et contrôle des micro-travailleurs et micro-travailleuses, qui ne se limite pas aux pays producteurs de technologies, ni aux pays anglophones, déjà pris en compte dans la recherche naissante sur ces sujets (comme l'Inde dans Gray & Suri 2019), mais touche toute région du monde où une stratégie de minimisation des coûts du travail s'avère possible. En particulier, nous mettrons en avant la participation de l'Amérique Latine hispanophone et surtout la surreprésentation du Venezuela, que la littérature commence tout juste à noter (Posada 2022, Johnston 2022, Tubaro 2022). Ce pays auparavant riche et bénéficiant d'un bon taux de littératie numérique, mais dévasté depuis quelques années par une crise économico-politique sans précédents, a vu un afflux massif de force de travail très diplômée vers les services d'aide à la production de l'IA, à travers des intermédiaires internationaux qui la mettent en relation avec des entreprises technologiques du Nord du monde. Le Venezuela s'avère l'un des exemples les plus extrêmes des inégalités qui tout en restant peu visibles, marquent la chaîne de production de l'IA, et que l'industrie met à profit sans vraiment se donner les moyens d'en examiner les enjeux et les conséquences ultimes, notamment en termes de biais et discriminations.

## Les humains dans la boucle

Dans le cadre du processus de production de l'IA, le principe de « l'humain dans la boucle » est de faire opérer ensemble des machines et des personnes, ces dernières étant chargées d'accomplir des tâches que les ordinateurs ne peuvent pas bien faire, même lorsqu'elles peuvent paraître simples ou même triviales. Ces tâches exigent généralement de l'intuition, du bon sens ou la connaissance de certains codes culturels et linguistiques – qui échappent largement aux machines.

Une grande partie de ces tâches servent à préparer les données qui vont ensuite être utilisées pour « entraîner » des algorithmes (Tubaro et al. 2020a). Rappelons que le paysage actuel de l'IA est dominé par des modèles d'apprentissage automatique (*machine learning*), qui ne sont pas programmés étape par étape pour toutes les circonstances possibles, mais laissent les algorithmes découvrir des motifs récurrents

dans des grandes quantités de données qui servent d'exemples, et les utilisent ensuite pour effectuer des prévisions concernant de nouveaux exemples. Autant la quantité que la qualité des données qui alimentent l'apprentissage sont essentielles, et exigent une préparation importante, qu'il est difficile, voire impossible, d'automatiser intégralement. Ainsi par exemple, pour entraîner un algorithme de reconnaissance vocale, un grand nombre d'enregistrements de voix très variées (masculines et féminines, jeunes et âgées, tristes et allègres, avec et sans accents régionaux, avec et sans bruit de fonds etc.) sont nécessaires, et un tout aussi grand nombre de personnes doivent être recrutées pour les produire. Ensuite, d'autres travailleurs et travailleuses devront « annoter » ces enregistrements, à savoir, y rajouter des informations pour que les machines puissent les distinguer. Pour des données sonores, il peut s'agir par exemple de les transcrire, d'y associer des étiquettes (comme le genre du locuteur), éventuellement de signaler des problèmes (comme des parties inaudibles) ou de corriger des erreurs.

Dans le cas de données visuelles, l'une des premières expériences à grande échelle de ce principe a été l'annotation d'ImageNet, une très grande base de données qui en 2012, a joué un rôle décisif dans l'essor du *deep learning* – une technique qui depuis, s'est imposée à la pointe de l'IA. Ici, les données « brutes » étaient des photographies extraites du web, et plusieurs milliers de personnes ont été recrutés à la fin des années 2000 sur la plateforme Amazon Mechanical Turk (Denton et al. 2021) pour les associer à des mots ou concepts répertoriés dans une base de données textuelle, WordNet. Cette catégorisation permettait aux machines de savoir si une photographie représentait, par exemple, un chien ou un chat, pour « apprendre » la différence.

Si cette première utilisation des « humains dans la boucle » dans la chaîne logistique de l'apprentissage automatique se situe en amont du processus, au stade de la génération ou amélioration des données d'entraînement, une autre utilisation se situe en aval, pour contrôler les résultats. Par exemple, Tubaro et Casilli (2022) racontent le cas d'une travailleuse qui vérifiait la qualité de la reconnaissance vocale par un assistant vocal aujourd'hui largement commercialisé. Elle devait comparer de courts enregistrements sonores des conversations des utilisateurs avec l'assistant, aux transcriptions effectuées automatiquement par celui-ci, afin de vérifier leur exactitude et, le cas échéant, de les rectifier. Elle comprenait que son travail allait aider les ingénieurs à s'assurer que leur IA ne commettrait pas les mêmes erreurs à l'avenir.

La « boucle » ne se limite pas à intégrer des travailleurs et travailleuses en chair et en os lorsqu'il s'agit de préparer les données pour l'IA, ou d'en vérifier les résultats : les humains ont aussi la fonction d'imiter les algorithmes (Tubaro et al. 2020a), à savoir, les remplacer en cas de défaillance. Un exemple de Gray & Suri (2019, pp. xv-xvi) illustre bien ce cas. Les auteurs racontent l'histoire d'Emily qui commande une course chez Uber à Chicago, et de Sam, un chauffeur, qui prend la commande. Dans un effort de prévention des fraudes, Uber impose à ce dernier une vérification d'identité, en lui demandant de se prendre en selfie. En temps normal, un système automatique comparerait la photographie qui vient d'être envoyée au document d'identité du chauffeur que stocke l'entreprise, mais Sam s'est coupé la barbe juste hier, et le logiciel ne le reconnaît pas.

Uber s'appuie alors sur un sous-traitant, alors appelé Crowdflower, qui contrôle une grande plateforme internationale pour laquelle travaille Ayesha, chez elle à Hyderabad, Inde. Avec son intuition humaine, elle voit bien que l'homme du selfie est Sam, et résout le problème. La solution est communiquée à Uber qui autorise la course. Ce processus ne prend pas plus que quelques minutes, sans que ni Emily, ni Sam ne s'en rendent compte. Tout en restant dans l'ombre, Ayesha a eu une fonction indispensable : elle a vérifié les résultats du contrôle automatique et ayant constaté l'impasse, l'a corrigée en temps réel, comme si elle avait pris la place de l'algorithme pour un instant, de sorte qu'aucune des autres parties n'a même soupçonné sa présence.

Le slogan « *artificial artificial intelligence* », avec lequel Amazon a lancé son offre pionnière de ces types de services au milieu des années 2000, joue ouvertement avec l'idée que le jugement humain est le moyen le plus efficace d'atteindre un objectif lorsqu'une alternative algorithmique serait soit trop coûteuse, soit techniquement impossible. Le nom de la plateforme proposée par Amazon, « Mechanical Turk », est tout aussi parlant : il s'agit d'un clin d'œil à un célèbre canular du XVIIIe siècle, un soi-disant automate habillé en serviteur ottoman, prétendument capable de jouer aux échecs mais qui cachait à l'intérieur un opérateur humain. Dans le contexte actuel, le recours à l'humain n'est pas forcément une imposture, et peut avoir des retombées positives : les acteurs de l'industrie insistent sur les mérites d'une approche qui intègre le jugement humain dans les algorithmes, dans l'objectif d'aboutir à des résultats qui reflètent les préférences des vraies personnes et facilitent l'interaction homme-machine (Clickworker 2022). C'est plutôt le fait que la participation de ces travailleurs et travailleuses reste cachée, empêchant un vrai débat sur ses conséquences, qui pose problème.

En effet, le contexte socio-économique de la production de données par le travail humain peut affecter le résultat final. La subjectivité des personnes qui y participent est une source de préoccupation pour les producteurs d'IA dans la mesure où elle peut compromettre la qualité du produit. Une littérature informatique spécialisée s'intéresse aux distorsions que peuvent introduire les spécificités sociodémographiques des travailleurs et travailleuses, leurs biais cognitifs et leur réponse aux incitations notamment financières (Daniel et al. 2019 ; Ho et al. 2015 ; Hube et al. 2019). Mais à y regarder de plus près, il apparaît que ces facteurs ne jouent qu'un rôle marginal par rapport au contexte social, organisationnel et institutionnel dans le cadre duquel ce travail est réalisé.

Miceli et al. (2020) ont étudié systématiquement l'annotation, qu'ils interprètent comme le processus d'attribution d'un sens aux données par l'utilisation d'étiquettes, et constatent que ce sont les intérêts, les valeurs et les priorités des donneurs d'ordre, plutôt que la subjectivité des annotateurs, qui s'imposent et qui peuvent se répercuter sur le résultat final. Si, par exemple, des catégories figées de sexe et d'origine ethnique sont présentées comme indiscutables et que les travailleurs et travailleuses n'ont pas la possibilité de les mettre en cause, ces catégories se transmettront telles quelles aux bases de données résultantes, et ce même si elles contiennent des erreurs ou omissions. Miceli et Posada (2022) citent l'exemple d'une tâche de catégorisation de données

visuelles pour la reconnaissance faciale, qui demandait d'assigner à chaque photo une étiquette parmi « Blanc, Afro-américain, Latinx ou Hispanique, Asiatique, Indien, Ambigu », cette dernière se référant seulement au cas où on n'arriverait pas à attribuer aucune des autres. Sans rentrer dans les dilemmes éthiques que pose l'assignation de catégories raciales en général, cette classification d'origine étatsunienne était étrangère aux travailleurs et travailleuses d'Amérique latine qui exécutaient cette tâche – que leur histoire et culture avait habitués à d'autres manières de voir les groupes raciaux et leurs articulations ou mélanges, mais qui ont dû tout de même s'adapter à la consigne, sans pouvoir proposer d'alternative.

Dans le même ordre d'idées, Miceli et al. (2022) affirment que les débats sur les biais dans les bases de données devraient être plutôt formulés en termes d'asymétries de pouvoir, notamment aux dépens des travailleurs et travailleuses qui réalisent les micro-tâches. Il convient donc maintenant de s'intéresser aux sources de ces asymétries pour pouvoir ensuite aller plus loin dans l'analyse de leurs conséquences.

## Dynamiques d'exclusion

Pourquoi les micro-travailleurs et micro-travailleuses se retrouvent dans une situation de subalternité par rapport aux autres acteurs de la chaîne de production de l'IA ? La réponse à cette question repose sur l'association de trois processus simultanés et liés entre eux : externalisation, « plateformisation » et délocalisation. L'exemple précédemment évoqué d'Uber illustre bien le premier : l'entreprise s'appuie sur un sous-traitant pour faire vérifier manuellement le résultat d'un contrôle d'identité. L'externalisation est une stratégie d'exclusion, permettant à une organisation d'obtenir les services dont elle a besoin tout en minimisant l'accès des prestataires à ses propres ressources (Tomaskovic-Devey & Avent-Holt 2019). Dans le secteur technologique, capable aujourd'hui d'accumuler de très importantes ressources financières, commerciales, réputationnelles et informationnelles, il s'agit d'un moyen d'en limiter la distribution à un nombre restreint d'acteurs dont ne font pas partie les travailleurs et travailleuses de plus bas niveau.

La réalisation de cette stratégie s'appuie souvent sur des plateformes numériques, dont les sus-mentionnées Amazon Mechanical Turk et Crowdflower. Selon Lehdonvirta et al. (2019), les plateformes mobilisent la technologie pour innover par rapport aux formes classiques d'externalisation, permettant de mettre en relation des clients directement avec des individus (vus comme travailleurs indépendants) sans devoir passer par des entreprises ou des intermédiaires pour les recruter. Les plateformes apparient ces travailleurs/travailleuses avec des clients à la demande, paient généralement à la pièce, et sont capables de fragmenter de gros projets numériques en de petites (et même parfois très petites) tâches, pouvant être exécutées simultanément par de grandes masses de personnes grâce à des systèmes de management algorithmique – d'où l'appellation de « *crowdworking* » parfois utilisée. C'est par ce biais que le problème de l'annotation d'ImageNet a été résolu : le temps de travail total, estimé par la créatrice

Fei Fei Li à environ 19 ans, a pu être divisé par *N* (environ 50 000 personnes) et donc considérablement réduit (Denton et al. 2021). L'efficacité des plateformes pour les besoins des clients contraste avec la précarisation des travailleurs et travailleuses qui en résulte. La littérature y voit un cas extrême de marchandisation du travail, qui expose celui-ci aux vagues imprédictibles du marché sans aucun engagement de longue durée, en renonçant à toute garantie sur le niveau de rémunération, et en dehors des systèmes de protection sociale (Wood et al. 2019). Selon Posada (2022) sa réussite dépend de l'effort gratuit et volontaire des communautés locales qui assurent la reproduction de la force de travail. Concrètement, l'Office International du Travail (2021) constate que les rémunérations horaires sont variables mais inférieures au salaire minimum de chaque pays concerné.

Quant à la délocalisation, l'enjeu est que les grandes masses de personnes que les plateformes (et autres intermédiaires) mettent à l'œuvre se distribuent à l'échelle planétaire. C'est pour cette raison que dans l'exemple de Uber cité ci-dessus, un problème d'identification apparu aux États-Unis est résolu par une travailleuse indienne. En effet, contrairement à d'autres variantes du travail numérique, comme les « gigs » de livraison et de transport urbain (Casilli 2019), le micro-travail de l'IA peut être effectué à distance, et permet l'externalisation vers des pays où le coût de la main-d'œuvre est moins élevé. Si ce travail a été documenté pour la première fois aux États-Unis vers la fin des années 2000 (entre autres avec la diffusion de Mechanical Turk et le cas d'ImageNet), il fait de plus en plus partie des chaînes de production mondialisées qui intègrent des travailleurs et travailleuses par exemple en Inde (Gray & Suri 2019), en Indonésie (Lindquist 2022), au Brésil (Grohmann & Fernandes Araújo 2021) et en Afrique subsaharienne (Mohtobi et al. 2018), par le biais d'une grande variété d'entreprises et plateformes. Le résultat est un excès d'offre de travail qui exacerbe la concurrence entre les travailleurs et travailleuses, et tire les rémunérations vers le bas (Graham & Anwar 2019).

Ces processus, qui relèvent tout autant de la numérisation de la société que de la mondialisation et financiarisation de l'économie actuelle, s'articulent entre eux de manières variables selon les pays, les projets technologiques en jeu et les exigences commerciales des entreprises concernées. En particulier, les plateformes coexistent avec des sous-traitants « traditionnels » comme les petites entreprises étudiées par Miceli et al. (2020), et les besoins de localisation linguistique et culturelle d'un produit (par exemple, un assistant vocal) peuvent limiter le recours à la délocalisation, de sorte que les micro-tâches de l'IA ne disparaissent pas de pays à haut revenu (et hauts salaires) comme la France (Tubaro et al. 2020b). Mais lorsqu'ils sont tous à l'œuvre simultanément, ces processus se renforcent l'un l'autre et relèguent les travailleurs et travailleuses dans une position subalterne. Pour en saisir les enjeux et les conséquences, il s'agit maintenant d'en passer en revue une forme extrême, et le cas de l'Amérique Latine s'avère idéal à cet égard.

## Portraits de travailleurs et travailleuses

Les données utilisées ici sont tirées d'une étude quali-quantitative des micro-travailleurs et micro-travailleuses résidant dans le monde hispanophone. Elle a été menée en 2020-21 et consiste en des questionnaires en ligne (1137 Amérique latine, 339 Espagne), suivis par des entretiens semi-structurés avec un sous-ensemble de participants (52 Amérique latine, 5 Espagne). La passation s'est faite dans les deux cas sous la forme de tâches rémunérées sur la plateforme internationale Microworkers.com. Les pays latino-américains concernés sont l'Argentine, la Bolivie, le Chili, la Colombie, le Costa Rica, l'Équateur, la République dominicaine, le Salvador, le Guatemala, le Honduras, le Mexique, le Nicaragua, le Panama, le Paraguay, le Pérou, l'Uruguay et le Venezuela.

Le questionnaire (en espagnol) était long, avec plus de 100 questions couvrant les informations sociodémographiques de base, la situation familiale, le statut professionnel, les revenus, l'utilisation de l'internet, les pratiques de travail sur les plateformes, les relations sociales, l'éducation et les compétences. Les entretiens en profondeur visaient à mieux apprécier le sens que les travailleurs et travailleuses donnaient à leurs réponses, ainsi que leur expérience vécue. Ils ont duré environ 45 minutes en moyenne et ont été menés par un système de visioconférence, généralement par deux enquêteurs à la fois. Ils ont tous été enregistrés et transcrits. Avant leur codification systématique, ils ont tous fait l'objet d'une analyse réflexive préliminaire par le biais d'un compte rendu rédigé par les intervieweurs immédiatement après chaque entretien, partagé avec le reste de l'équipe, et discuté dans des réunions régulières.

La suite de cet article s'appuie principalement sur les entretiens dans l'objectif d'explorer en profondeur l'expérience des participants, le discours qu'ils utilisent, et leurs sentiments et motivations. Il est toutefois utile de faire précéder cette analyse par un cadrage général basé sur les questionnaires, sans pour autant prétendre à une quelconque représentativité statistique, qui serait impossible auprès de populations dont la taille reste inconnue et, surtout, la définition échappe aux nomenclatures traditionnelles (Tubaro et al. 2020b).

En commençant par les caractéristiques socio-démographiques de notre échantillon, les femmes constituent un tiers des répondants, correspondant à la moyenne mondiale relevée par Berg et al. (2018), mais s'avérant moins nombreuses que dans l'étude de la France par Tubaro et al. (2022), ou celle des États-Unis par Difallah et al. (2018), où elles sont légèrement majoritaires. La moitié est âgée de 25 à 44 ans, comme dans Casilli et al. (2019). Globalement, et en ligne avec les résultats d'autres études (Berg et al. 2018, Casilli et al. 2019, OIT 2021), les répondants sont très diplômés, plus de trois quarts d'entre eux ayant eu accès à l'enseignement supérieur à différents niveaux.

Fait important, les micro-tâches de plateforme constituent la principale source de revenu de deux répondants latino-américains sur cinq (quatre sur cinq dans le cas du Venezuela), mais de seulement un Espagnol sur cinq. De même, près de deux Latino-américains sur cinq ont utilisé l'argent du travail de plateforme pour des dépenses de

première nécessité (nourriture, loyer, factures d'électricité, remboursement de dettes), contre un Espagnol sur quatre. Dans un commentaire facultatif à cette question, on lit « au Venezuela, la priorité est de manger, sérieusement », et « j'ai mis l'argent de côté pour l'arrivée de mon bébé ». Interrogés sur les trois principales raisons qui les poussent à réaliser des micro-tâches sur des plateformes numériques, deux tiers des répondants disent d'abord « j'ai besoin d'argent » (un résultat qui fait écho à celui de Casilli et al. 2019, dans le cas de la France). Mais deux Latino-américains sur cinq, contre seulement un sur cinq Espagnols, indiquent que « la situation politique/économique de mon pays ne me permet pas de trouver un emploi » comme première, deuxième ou troisième raison. L'écart se creuse si l'on compare l'Espagne non pas à l'ensemble de l'Amérique latine, mais au cas extrême du Venezuela, où cette réponse est choisie par trois quarts des participants. La comparaison entre l'Espagne et l'Amérique latine (et le Venezuela en particulier) a le mérite de faire apparaître des différences importantes, et jusqu'ici peu explorées dans la littérature, entre les pays à revenu plus élevé et ceux à revenu plus faible. Les résidents des premiers sont plus nombreux à pratiquer le travail de plateforme comme une activité accessoire, alors qu'il peut s'agir d'une activité principale dans les seconds. C'est dans ce dernier cas – correspondant, selon la grille proposée plus haut, à des formes de délocalisation plus poussée – que les travailleurs et travailleuses vont plus fréquemment dépendre économiquement des plateformes, une situation qui selon Schor (2020) fragilise fortement leur position.

Le Venezuela se distingue également des autres pays par sa très forte participation aux activités des plateformes. Quatre vénézuéliens sur cinq se connectent aux plateformes plusieurs fois par jour, alors que moins de la moitié des autres participants le font aussi souvent. Parmi les vénézuéliens, deux tiers ont réalisé vingt tâches ou plus au cours du mois précédant l'enquête, et un sur douze en a réalisé moins de cinq. En revanche parmi les autres répondants, seulement un sur six a réalisé au moins vingt tâches, et plus de la moitié en ont fait au plus cinq. Les vénézuéliens sont aussi plus nombreux à connaître d'autres personnes de leur entourage, par exemple des amis ou voisins, qui pratiquent également le travail de plateforme (plus de deux tiers, contre moins d'un tiers des autres participants). Les ressortissants de ce pays ont d'ailleurs été particulièrement rapides à répondre à notre demande de participation au questionnaire (la majorité d'entre eux ayant répondu pendant les tous premiers jours) et encore plus à nos entretiens (25 interviewés sur 57 étaient originaires du Venezuela, quatre d'entre eux ayant migré vers d'autres pays). Les pratiques de travail en ligne semblent donc suivre l'état de besoin et de dépendance économique des personnes, lié à son tour aux opportunités présentes (ou non) dans les marchés du travail locaux.

Ayant établi ces premiers constats, il est maintenant utile de s'appuyer sur les entretiens qualitatifs pour les mettre en perspective, en tenant compte autant de la trajectoire personnelle et professionnelle des personnes concernées, que du contexte et du produit final auquel ce travail contribue.

## Une économie du faux

Nous avons vu que devoir s'appuyer sur le micro-travail pour gagner sa vie, et non seulement pour arrondir ses fins de mois, conduit à s'y engager davantage. Presque tous nos interviewés vénézuéliens pratiquent cette activité à plein temps, avec des journées de travail parfois longues, se prolongeant souvent durant la nuit pour profiter d'une meilleure qualité de la connexion à internet (en raison du moindre trafic). Il y a plus : les personnes qui sont plus dans le besoin peuvent se retrouver à accepter des micro-tâches douteuses, notamment celles qui servent à faire remonter des vidéos, sites web, ou autres contenus dans les résultats d'un moteur de recherche. Les travailleurs et travailleuses reçoivent de petites sommes d'argent pour les partager, pour écrire des commentaires positifs, ou même simplement pour appuyer sur le bouton « j'aime ». Si les interviewés n'y voient rien de mal lorsqu'il s'agit de (par exemple) mieux faire connaître une nouvelle chanson, les résultats escomptés de cette activité paraissent plus sinistres dans d'autres cas. Un enquêté argentin disait ne jamais faire de tâches demandant d'écrire des commentaires positifs sur des traitements de santé, n'étant pas en mesure d'en évaluer le sérieux et afin de ne pas recommander « quelque chose qui fait du mal à quelqu'un » (Homme, Argentine, 45-54 ans). Mais un vénézuélien racontait avoir été payé pour écrire des avis sur des hôtels qu'il n'avait jamais visités en Arabie Saoudite, en Espagne et aux États-Unis, et en tirait la conclusion qu'il faut toujours douter des étoiles, des indicateurs, et plus généralement des systèmes de réputation du web. Le problème est que dans tous les cas, il s'agit de manières d'infléchir les résultats algorithmiques en y injectant de fausses données. Si la gravité des conséquences varie selon les contenus (de la musique à la santé...), et la masse de travailleurs et travailleuses recrutés, on voit bien là à l'œuvre un mécanisme crucial de diffusion de désinformation.

Un type de tâche particulièrement problématique est la solution de captchas, dont certains participants ont parlé. Rappelons que les captchas sont des tests pour déterminer si l'utilisateur est un être humain ou un bot, en lui demandant par exemple de reconnaître des lettres et des chiffres déformés. Certains sites web s'en servent pour se protéger du spam ou de cyberattaques. Des pirates informatiques s'adressent alors à des plateformes spécialisées pour qu'elles leur fournissent des humains qui passent le test et leur permettent donc d'accéder à des sites web en contournant la protection par captcha. Cette solution, comme la « *artificial artificial intelligence* » popularisée par Amazon, leur revient moins cher que développer des bots performants. La rémunération des travailleurs et travailleuses varie entre trente centimes et un dollar par lot de mille captchas – une somme très faible qui décourage généralement la participation, mais qui reste suffisamment attractive au Venezuela.

Dans ces circonstances, on tendra à penser que plus les travailleurs et travailleuses en situation de vulnérabilité économique sont nombreux, plus il sera possible de recruter de la main-d'œuvre pour des tâches qui favorisent la production de désinformation, de spam ou d'attaques informatiques. Le même type d'organisation économique qui permet la production d'algorithmes par le micro-travail humain est mis au service de la disruption des algorithmes existants, et ce d'autant plus qu'une partie de cette force de

travail accepte d'être faiblement rémunérée, avec des conséquences négatives potentielles dont l'étendue n'est pas aisément mesurable.

## Mon visage pour trois dollars

La situation de besoin économique dans laquelle se trouvent une partie des travailleurs et travailleuses ouvre la voie à un véritable commerce de données personnelles – qui existe bel et bien dans ces contextes plateformisés même si la légitimité d'un tel marché (Arrieta-Ibarra et al. 2018), que d'aucuns définiraient comme « répugnant », reste fortement contestée (Steiner et Trespeuch 2014). Nous avons vu qu'il n'est pas rare de voir passer sur les plateformes des tâches demandant aux travailleurs et travailleuses d'enregistrer leur voix (pour fournir des exemples aux algorithmes de reconnaissance vocale, comme discuté plus haut) voire de mettre à disposition des photos ou vidéos d'eux mêmes (pour la reconnaissance faciale). Une tâche dont plusieurs interviewés ont parlé demandait de se prendre en selfie en reproduisant des expressions faciales fournies :

> Le client... demandait de se prendre en photo avec son téléphone portable et d'imiter des images qu'il donnait, par exemple : surpris, effrayé, pleurant. Et on pouvait faire une série d'enregistrements audio. Il fallait mimer ce qui arrivait. Selon la façon dont on réagissait, si on y arrivait ou pas, il validait les tâches ou pas (Homme, Argentine, 18-24 ans).

Certains avaient hésité avant de mettre leur propre image à la disposition de clients inconnus :

> Il y a longtemps, je ne l'aurais pas faite [cette tâche], mais... c'était payé trois dollars et il y en avait cinq. Alors je me suis dit : « Voilà 15 dollars que je peux gagner en une demi-heure aujourd'hui » (Homme, Venezuela, 35-44 ans).

Le même interviewé commentait, plus loin, que « on ne sait pas ce que le client va en faire ». Dans le contexte de faibles salaires du Venezuela, évoqués plus haut, la tâche restait pour lui attrayante malgré cette réserve. D'autres ont dit avoir vu passer ces tâches, mais ne pas les avoir faites par crainte de conséquences imprévisibles. Des histoires circulaient sur des personnes ayant plus tard retrouvé leurs photos dans des publicités ou des pages web inconnues.

La marchandisation de ces collectes de données personnelles, l'étendue planétaire du système de plateformes qui la gère, et la surreprésentation de personnes défavorisées parmi les travailleurs et travailleuses qui y participent, mettent à mal l'esprit des lois de protection des données, même lorsque la lettre est respectée. En effet, même lorsque les clients font signer un formulaire de consentement, les travailleurs et travailleuses ont souvent du mal à les identifier (ce dont ils auraient besoin pour faire valoir leurs droits, le cas échéant). Aussi, le droit au retrait prévu par la loi (le Règlement Général sur la Protection des Données, ou RGPD) est largement illusoire dans la mesure où il impliquerait une perte de rémunération, voire même de réputation en ligne (car une

tâche non réalisée peut faire baisser son taux de succès, avec des répercussions possibles sur l'accès aux tâches à l'avenir). Par rapport à la littérature citée plus haut, celle-ci est une autre manière dont l'IA pénalise les groupes et personnes déjà défavorisés – non pas par la technologie elle-même, mais par l'organisation de sa production.

## Concurrence et inégalités

Puisque les micro-tâches peuvent être exécutées n'importe où, nécessitant seulement un équipement informatique et une connexion à internet, les plateformes mettent en concurrence des travailleurs et travailleuses à l'échelle internationale. Les enquêtés notent que « avec la pandémie, beaucoup de nouvelles personnes ont rejoint Microworkers et Appen [*deux plateformes*], il y a donc eu plus de demande que d'offre [*sic*], donc [...] la paie pour les tâches est plus basse » (Homme, Venezuela, 18-24 ans).

Si ces effets sont généraux, la concurrence ne prend pas la même forme dans tous les pays. Les clients des plateformes peuvent choisir de recruter seulement des personnes ayant un certain taux de réussite, ou résidant dans certains pays, selon leurs exigences en termes par exemple de connaissances linguistiques, culturelles et institutionnelles. Plusieurs de nos interviewés latino-américains déplorent ce qu'ils perçoivent comme une préférence des clients pour les pays anglophones. Les ressortissants du Venezuela se trouvent dans une position particulièrement difficile en raison du grand nombre de leurs concitoyens qui se sont tournées vers les plateformes. Leur arrivée massive a conduit certaines plateformes à limiter, quoique temporairement, leur accès à des tâches, afin qu'ils n'excluent pas complètement les autres pays : ils doivent donc faire face à plus de concurrents pour moins de tâches. C'est parfois pour les plus petites tâches qu'il faut se battre le plus :

> Il y a concurrence, surtout pour les tâches qui rapportent plus ou qui sont plus faciles à faire. Parce que davantage de travailleurs vont effectuer ces tâches. Donc, s'il y en a 50, et que 50 personnes les prennent avant vous, vous êtes déjà éliminé, vous ne pouvez pas la faire (Homme, Venezuela, 18-24 ans).

Les travailleurs et travailleuses développent de nombreuses stratégies pour gérer la concurrence. Il s'agit de se lever très tôt, puisqu'il y a généralement plus de tâches au matin qu'au soir, et il faut les faire très vite, sans jamais attendre. Il s'agit de garder son écran toujours ouvert et le surveiller en permanence, parfois sur deux ou trois plateformes à la fois. Il est aussi important d'avoir des routines et des outils (comme des traducteurs automatiques) toujours prêts pour faire les tâches plus vite. Beaucoup de vénézuéliens parlent aussi d'entraide, par exemple pour se prévenir les uns les autres lorsqu'une nouvelle tâche est disponible. Ils peuvent parfois aller plus loin et utiliser des VPN (*Virtual Private Network*) ou autres outils informatiques avancés pour masquer leur véritable localisation et accéder à des tâches destinées à d'autres pays.

Il a été noté plus haut que les vénézuéliens se démarquent par leur expérience plus importante de travail de plateforme, les revenus plus élevés qu'ils en ont tirés depuis

leur inscription, et le temps beaucoup plus long qu'ils y consacrent chaque jour. Dans ce pays où la concurrence est forte, les plus compétents et aguerris dominent et sont surreprésentés, alors que dans des pays où la participation est globalement plus faible, les profils représentés sont beaucoup plus variés, incluant davantage de novices et d'occasionnels.

La concurrence génère des inégalités au sein de la population de travailleurs et travailleuses, évinçant les moins expérimentés, moins investis, ou moins capables. Il est possible que cette dynamique desserve les groupes sociaux déjà moins favorisés. Tubaro et al. (2022) montrent de façon générale que les femmes faisant des micro-tâches sont dans une situation de désavantage par rapport aux hommes, désavantage qui pourrait se retrouver amplifié dans des contextes de concurrence accrue comme celle qui domine au Venezuela. Si l'IA est sexiste, comme une partie de la littérature critique récente a voulu l'affirmer, ce n'est pas seulement parce que le produit final reconnaît moins bien les femmes par rapport aux hommes, mais aussi parce que des inégalités inter-genres s'inscrivent dans son processus de production, de par les formes d'organisation du travail qui sont mises en place. Les deux dimensions peuvent aussi être liées l'une à l'autre, dans des proportions qui restent à établir : que se passe-t-il si, par exemple, une base de données est produite (ou annotée) presque seulement par des hommes ?

## Une force de travail en quête de reconnaissance sociale

Mais pourquoi les plateformes essaient-elles de limiter l'accès des vénézuéliens aux tâches ? Selon certains interviewés, y compris des concitoyens, il s'agit d'une sanction contre la mauvaise qualité du travail :

> Comme ils voient que la plateforme paie [...] il y a toujours des gens qui aiment la facilité. En quelque sorte, ils arnaquent. Donc, je dis qu'ils font mal les tâches. Ils envoient n'importe quoi et […] ceci pose problème (Femme, Venezuela, 25-34 ans).

Les récits des travailleurs et travailleuses racontent pourtant une autre histoire. Les coupures de courant, fréquentes dans ce pays, la mauvaise qualité de la connexion internet, et l'usage de matériel informatique peu performant, sont une cause commune d'erreur : « Beaucoup de gens ont l'internet qui ne fonctionne pas, alors pendant que vous chargez… la tâche a disparu. Et vous n'y arrivez pas » (Homme, Venezuela, 35-44 ans). C'est d'ailleurs pour cette raison que certains se limitent à faire des tâches courtes et simples, où les risques sont plus faibles. On s'aperçoit alors que les défauts apparents de la qualité du travail résultent en réalité des défaillances de l'infrastructure, dont les travailleurs et travailleuses ne sont pas responsables. Les contenus des tâches et l'architecture du système qui en décide l'allocation, contrôlés par les plateformes et les clients, ne tiennent pas compte de ces contraintes extérieures et produisent un décalage entre la demande et l'offre pour ce pays, limitant l'accès des personnes qui en ont le plus besoin.

Le manque de dialogue avec les clients, noté par plusieurs interviewés, est l'une des causes concrètes de cette incompréhension. Pour ne pas perdre leur rôle d'intermédiaire (et les commissions qui l'accompagnent), les plateformes minimisent tout contact direct entre travailleurs/travailleuses et clients. Il devient donc très difficile de faire remonter les problèmes, et beaucoup renoncent avant même d'essayer. Leur seul contact est le service de support de la plateforme, qui toutefois peine à répondre aux masses de messages qui lui sont adressés chaque jour. Encore une fois, une forme d'inégalité apparaît au sein du système de production de l'IA. Dans ce contexte, il n'est pas étonnant que l'hypothèse de mauvaise qualité du travail des vénézuéliens, faite par les clients et la plateforme, s'impose, jusqu'à ce que même des travailleurs et travailleuses la considèrent plausible.

Tubaro (2022) voit dans ce type de situation une forme de déni de reconnaissance sociale telle que définie par Honneth (2013), recouvrant l'ensemble des attitudes et des pratiques qui empêchent que les personnes reçoivent la reconnaissance qui leur est due, notamment pour la valeur de leur travail dans la société et leur contribution à la technologie et à l'économie. L'expérience du manque de respect vécue par les travailleurs et travailleuses se répercute sur leur propre vision du problème et de ses causes.

## Conclusion

La réflexion menée dans cet article s'inscrit dans la démarche, préconisée par la critique récente, de prendre en compte la dynamique complexe des environnements humains qui entourent les algorithmes. Si la littérature existante fait presque toujours référence aux problèmes que fait surgir le déploiement de l'IA dans différents contextes d'application, nous avons déplacé le problème pour aller regarder le processus de production de l'IA, avec une attention particulière pour le « micro-travail » humain qui y est impliqué – et qui permet à l'IA de fonctionner même lorsque ses algorithmes ne sont pas capables d'opérer seuls, que ce soit pour des raisons techniques ou économiques.

En portant le regard sur les « humains dans la boucle », il a été montré que les inégalités et les discriminations ne se limitent pas à celles qui ont été déjà constatées en aval, par exemple lors de l'application d'algorithmes à la prise de décisions de justice. Il y a aussi des inégalités en amont, moins visibles et jusqu'ici moins étudiées. Nous avons insisté sur les asymétries entre travailleurs/travailleuses et clients, les premiers se trouvant dans une position de faiblesse par rapport aux seconds, dans un contexte de mondialisation où les producteurs d'IA, principalement localisés au Nord du monde, externalisent principalement vers les pays du Sud les tâches à moindre valeur ajoutée unitaire. Des inégalités émergent aussi au sein du champ des micro-travailleurs et micro-travailleuses, notamment par rapport au pays de résidence et au genre.

Le cas du Venezuela, comparé à d'autres pays hispanophones, a permis d'illustrer ces enjeux en en montrant une forme extrême. La situation de ce pays pourrait paraître paradoxale, ses avancées technologiques et ses collaborations internationales dans ce

domaine étant historiquement modestes, alors qu'il est fortement impliqué dans les chaînes mondiales de production de l'IA actuelle. C'est la coexistence des trois processus entremêlés d'externalisation, délocalisation et plateformisation qui, dans le contexte de grave crise économique et politique qui frappe ce pays, rend compte des résultats observés. Le micro-travail de plateforme offre une opportunité de revenu à des personnes qui ont peu d'alternatives locales, mais à des conditions hautement défavorables, et marquées par un déséquilibre marqué de pouvoir entre offre et demande. Le besoin pousse de nombreuses personnes au Venezuela à accepter davantage de tâches douteuses et/ou à céder leurs données personnelles, dans une situation de concurrence particulièrement aguerrie et de manque de dialogue avec les clients. Ce décalage se traduit, nous l'avons vu, par une forme très répandue de déni de reconnaissance sociale de l'importance et de la valeur de ce travail.

On ne peut donc conclure qu'en affirmant la nécessité d'enrichir les débats scientifiques et politiques sur les biais et les discriminations liées à l'IA, en tenant compte plus explicitement de la question de l'organisation économique de sa production et en particulier, de la place qu'y occupe le travail.

## Références


Arrieta-Ibarra I., Goff L., Jiménez-Hernández D., Lanier J. & Weyl E.G. 2018. Should we treat data as labor? Moving beyond "free". *AEA Papers and Proceedings*, 108: 38-42. DOI: 10.1257/pandp.20181003

Benjamin R. 2019. *Race After Technology: Abolitionist Tools for the New Jim Code*. Polity Press

Berg J., Furrer M., Harmon E., Rani U. & Silberman M.S. (2018). *Digital labour platforms and the future of work: Towards decent work in the online world*. Rapport de l'Office International du Travail (OIT). URL: https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---dcomm/---publ/documents/publication/wcms_645337.pdf, dernier accès 6 mai 2022

Brayne S. & Christin A. 2021. Technologies of crime prediction: The reception of algorithms in policing and criminal courts. *Social Problems*, 68(3): 608-624. DOI: 10.1093/socpro/spaa004

Buolamwini J. & Gebru T. 2018. Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. *Proceedings of Machine Learning Research – Conference on Fairness, Accountability, and Transparency,* 81: 1-15

Casilli A.A. & Tubaro P. 2023, à paraître. An end-to-end approach to ethical AI: Socio-economic dimensions of the production and deployment of automated technologies. In L. Robinson & S. Rogerson (eds.), *Handbook of Digital Social Sciences*. Edward Elgar

Casilli A.A. 2021. Qu'est-ce qu'une intelligence artificielle « réellement éthique » ? In *Actes de la Conférence TESaCo*. Institut de France, pp. 71-78

Casilli A.A. 2019. *En attendant les robots: enquête sur le travail du clic*. Seuil

Casilli A., Tubaro P., Le Ludec C., Coville M., Besenval M., Mouhtare T. & Wahal E. (2019). *Le micro-travail en France. Derrière l'automatisation, de nouvelles précarités au travail ?* Rapport du projet Digital Platform Labor (DiPLab). URL: https://hal.inria.fr/hal-02139528/, dernier accès 5 janvier 2022

Clickworker. 2022. Human in the loop. In Machine Learning Glossary, URL: https://www.clickworker.com/crowdsourcing-glossary/human-in-the-loop/ dernier accès 6 mai 2022

Crawford K. 2021. *Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence*. Yale University Press

Daniel F., Kucherbaev P., Cappiello C., Benatallah B. & Allahbakhsh M. 2019. Quality control in crowdsourcing: A survey of quality attributes, assessment techniques, and assurance actions. *ACM Computing Surveys* 51, 1, Article 7, 1-40, DOI: 10.1145/3148148

Denton E., Hanna A., Amironesei R., Smart A. & Nicole H. 2021. On the genealogy of machine learning datasets: A critical history of ImageNet. *Big Data & Society,* 8(2). DOI: 10.1177/20539517211035955

Difallah D., Filatova E. & Ipeirotis P. (2018). Demographics and dynamics of Mechanical Turk workers. *Proceedings of WSDM 2018: the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, ACM: 135–43

Eubanks V. 2018. *Automating Inequality: How High-tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor*. St Martin's Press

Graham M. & Anwar M. 2019. The global gig economy: towards a planetary labour market? *First Monday*, 24(4). DOI: 10.5210/fm.v24i4.9913

Gray M.L. & Suri S. 2019. *Ghost Work: How to Stop Silicon Valley from Building a New Global Underclass*. Houghton Mifflin Harcourt

Grohmann R. & Fernandes Araújo W. 2021. Beyond Mechanical Turk: The work of Brazilians on global AI platforms. In P. Verdegem (ed.), *AI for Everyone? Critical Perspectives*, University of Westminster Press, pp. 247-266

Hanna A., Denton E., Smart A. & Smith-Loud J. 2020. Towards a critical race methodology in algorithmic fairness. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, pp 501-512

Ho C.J., Slivkins A., Suri S. & Vaughan J.W. 2015. Incentivizing high quality crowdwork. *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web*, 419-429, DOI: 10.1145/2736277.2741102

Honneth A. 2013 [1992]. *La lutte pour la reconnaissance*. Folio

Hube C., Fetahu B. & Gadiraju U. 2019. Understanding and mitigating worker biases in the crowdsourced collection of subjective judgments. *CHI'19 conference*, ACM, 1-12, DOI: 10.1145/3290605.3300637

Jobin A., Ienca M. & Vayena E. 2019. The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1:389-399, DOI: 10.1038/s42256-019-0088-2

Johnston H. 2022. In search of stability at a time of upheaval: Digital freelancing in Venezuela. In *Digital Work in the Planetary Market*, M. Graham & F. Ferrari (éds.), MIT Press, pp. 157-173, DOI: 10.7551/mitpress/13835.003.0013

Krishnan M. 2020. Against interpretability: a critical examination of the interpretability problem in machine learning. *Philosophy & Technology,* 33: 487-502, DOI: 10.1007/s13347-019-00372-9

Lehdonvirta V., Kässi O., Hjorth I., Barnard H. & Graham M. 2019. The global platform economy: A new offshoring institution enabling emerging-economy microproviders. *Journal of Management,* 45(2):567-599, DOI: 10.1177/0149206318786781

Lindquist J. 2022. “Follower factories” in Indonesia and beyond: Automation and labor in a transnational market. In *Digital Work in the Planetary Market*, M. Graham & F. Ferrari (éds.), MIT Press, pp. 59-75, DOI: 10.7551/mitpress/13835.003.0007

Lum K. & Isaac W. 2016. To predict and serve? *Significance*, 13: 14-19, DOI: 10.1111/j.1740-9713.2016.00960.x

Miceli M. & Posada J. 2022. The data-production dispositif. *Proceedings of the ACM Human-Computer Interaction*, 6, CSCW2 (May 2022), https://arxiv.org/pdf/2205.11963.pdf

Miceli M., Posada J. & Yang T. 2022. Studying up machine learning data: Why talk about bias when we mean power? *Proceedings of the ACM Human-Computer Interaction*, 6, Article 34, DOI: 10.1145/3492853

Miceli M., Schüssler M. & Yang T. 2020. Between subjectivity and imposition: Power dynamics in data annotation for computer vision. *Proceedings of the ACM Human-Computer Interaction*, 4, CSCW2, Article 115, DOI: 10.1145/3415186

Mothobi O., Gillwald A. & Schoentgen A. 2018. *What Is The State Of Microwork in Africa? A View from Seven Countries*. Rapport, Research ICT Africa

Noble S.U. 2018. *Algorithms of Oppression: How Search Engines Reinforce Racism*. NYU Press

OIT (Office International du Travail). 2021. *World Employment and Social Outlook 2021: The role of digital labour platforms in transforming the world of work*. Rapport, URL: https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---dcomm/---publ/documents/publication/wcms_771749.pdf, dernier accès 6 mai 2022

Posada J. 2022. Embedded reproduction in platform data work. *Information, Communication & Society*, 25:6, 816-834, DOI: 10.1080/1369118X.2022.2049849

Schor J.B. 2020. *After the Gig: How the Sharing Economy Got Hijacked and How to Win It Back*. University of California Press

Steiner P. & Trespeuch M. (éds.) 2014. *Marchés contestés : quand le marché rencontre la morale*. Presses Universitaires du Midi.

Tomaskovic-Devey D. & Avent-Holt D. 2019. *Relational Inequalities: An Organizational Approach*. Oxford University Press

Tubaro P. 2022. Learners in the loop: hidden human skills in machine intelligence. *Sociologia del lavoro,* 163: 110-129, DOI: 10.3280/SL2022-163006

Tubaro P. & Casilli A.A. 2022. Human listeners and virtual assistants: Privacy and labor arbitrage in the production of smart technologies. In *Digital Work in the Planetary Market*, M. Graham & F. Ferrari (éds.), MIT Press, pp. 175-190, DOI: 10.7551/mitpress/13835.001.0001

Tubaro P., Coville M., Le Ludec C. & Casilli A.A. 2022. Hidden inequalities: the gendered labour of women on micro-tasking platforms. *Internet Policy Review*, 11(1). DOI: 10.14763/2022.1.1623

Tubaro P., Casilli A.A. & Coville M. 2020a. The trainer, the verifier, the imitator: Three ways in which human platform workers support artificial intelligence. *Big Data & Society*, 7(1). DOI: 10.1177/2053951720919776

Tubaro P., Le Ludec C. & Casilli A.A. 2020b. Counting 'micro-workers': societal and methodological challenges around new forms of labour. *Work Organisation, Labour & Globalisation*, 14(1), 67-82. DOI: 10.13169/workorgalaboglob.14.1.0067

Wood A.J., Graham M., Lehdonvirta V. & Hjorth I. 2019. Networked but commodified: The (dis)embeddedness of digital labour in the gig economy. *Sociology*. 53(5): 931-950. DOI:10.1177/0038038519828906