

**Faculté des sciences économiques,
sociales, politiques et de communication**

Volume et structure de l'emploi à l'ère de l'industrie 4.0

**Partie I : Revue critique des méthodologies
utilisées par plusieurs études prospectives**

Partie II : Quelles compétences pour demain ?

Auteur : Julien Lorenzon
Promotrices : Isabelle Ferreras et Stéphanie Coster
Année académique 2019-2020
Master 60 en sciences du travail

Partie introductive

Volume et structure de l'emploi à l'ère de
l'industrie 4.0 :

Note d'articulation

Introduction

Les deux papiers ont pour objet de recherche le volume et la structure de l'emploi à l'ère de l'industrie 4.0 et de l'économie digitale.

En tant que jeune travailleur, il est légitime de se poser la question de l'évolution de l'emploi dans les prochaines années. En effet, l'automatisation croissante des tâches et l'apparition/adoption croissante des nouvelles technologies peuvent faire craindre un chômage de masse, avec une remise en question de tout notre mode de vie actuel et du confort que celui-ci apporte. Dans ce domaine, l'étude de Frey et Osborne publiée en 2013 a fait figure de bombe, en affirmant que 47 % des emplois américains seraient automatisés durant les dix prochaines années.

Il a été facile pour la presse de croire Frey et Osborne et de partager cette information assez réductrice au sein des médias traditionnels (et moins traditionnels tels que les réseaux sociaux). En vivant dans un monde où l'on a accès à une multitude d'informations de manière instantanée, il convient de comprendre comment a été calculé ce chiffre, s'il est fiable, et d'être critique vis-à-vis de celui-ci. Après quelques recherches, il apparaît qu'il existe d'autres points de vue, mais surtout d'autres méthodologies, qui viennent nuancer ce résultat alarmiste.

C'est pourquoi le premier papier fait la revue de différentes méthodologies utilisées pour calculer la destruction d'emploi possible dans l'industrie 4.0 dans un horizon proche. Les méthodologies présentées proviennent de chercheurs issus de différents milieux (universitaire, secteur public et secteur privé). Ces études ont un seul point commun : elles s'accordent sur le fait que l'industrie 4.0 sera un chamboulement au niveau de la structure de l'emploi (mais sans impliquer forcément un chômage de masse).

Après s'être intéressé dans le premier papier aux différentes méthodologies concernant le volume et la structure de l'emploi, le second papier se concentre sur les compétences qui seront demandées aux travailleurs de demain, compte tenu de l'intégration des nouvelles technologies de l'industrie 4.0.

D'une revue des différentes méthodologies scientifiques...

La revue des méthodologies présentée dans le papier 1 comporte cinq chapitres.

Le chapitre 1 analyse l'*occupation-based approach* (approche basée sur les métiers) utilisée par Frey et Osborne, tout en lui opposant plusieurs critiques. Pour les auteurs, un métier est considéré comme automatisable d'une part lorsque les tâches qu'il contient passent au travers des trois goulots de l'ingénierie, et d'autre part lorsqu'un algorithme de *deep learning* entraîné par les avis de quelques experts le suggère. Il apparaît également que Frey & Osborne considèrent que l'externalisation des métiers hors du pays – la division internationale du travail – fait partie du phénomène de l'automatisation du travail. Les auteurs surestiment également le rythme de diffusion et d'adoption technologique, ce qui a pour conséquence un taux probable d'automatisation très élevé (47 % d'emplois américain à haut risque d'automatisation), dans un avenir proche (à l'horizon 2030).

Le chapitre 2 se concentre sur la *task-based approach* (approche basée sur les tâches) utilisée notamment par l'OCDE pour estimer le potentiel de destruction d'emploi. Cette méthodologie donne des résultats moins dichotomiques que celle basée sur les métiers de Frey et Osborne. L'OCDE suggère que même si une des tâches principales d'un métier est soulagée par un robot, l'utilisation de celui-ci ne détruit pas forcément l'emploi.

Le chapitre 3 présente deux études utilisant des données plus qualitatives, ce qui permet de tenir compte de la transformation des métiers. D'une part, il apparaît que les métiers sont de moins en moins automatisables (Nicolas Le Ru) et d'autre part, que les travailleurs sont capables de développer des compétences propres aux nouvelles tâches, et de s'adapter à l'exigence changeante des entreprises (Sabine Pfeiffer). Par conséquent, les emplois intégrant de nouvelles technologies ne sont pas automatiquement menacés.

Le chapitre 4 décrit la méthodologie du McKinsey Global Institute (MGI) qui suggère le déplacement des heures de travail d'un métier à l'autre et d'un secteur à l'autre. Cette étude ne se focalise donc pas uniquement sur la destruction de l'emploi, mais propose plusieurs scénarios sur la transition professionnelle du travailleur, d'après l'hypothèse selon laquelle le mix sectoriel reste le même.

Enfin, le chapitre 5 compare les avantages et inconvénients des différentes méthodologies utilisées pour calculer le taux de destruction d'emploi.

Au terme de cette revue, il apparaît que la faiblesse commune des études statistiques présentées réside dans leur utilisation des bases de données américaine O*NET et allemande IAB, dans lesquelles les descriptions des tâches sont floues, décrites de manière trop générales et archaïques, ne permettant pas d'étudier le phénomène comme il se produit. L'automatisation et la digitalisation ne vont probablement pas détruire un nombre si important d'emplois, comparés au chiffre alarmiste présenté par Frey et Osborne (47 % de l'emploi américain). Le travailleur peu qualifié risque cependant de subir le plus ce changement, puisque la substituabilité de son emploi par une machine est la plus élevée. Le défi pour le futur est donc d'éviter l'augmentation des inégalités sociales, et de fournir assez de formations ou de réorientations pour les travailleurs exposés.

Ceci est justement le but du deuxième papier : comprendre quelles sont les compétences nécessaires dans l'industrie 4.0, afin que les travailleurs et les institutions puissent savoir sur quoi se concentrer afin que la transition se fasse le plus en douceur possible.

[... à des recommandations concrètes concernant le besoin en compétences](#)

La formation et la réorientation du travailleur exposé oui, mais dans quelle direction ? C'est la question que pose le second papier en s'intéressant, en quatre chapitres, aux compétences qui seront potentiellement demandées à l'horizon 2030.

Le chapitre 1 propose de définir le contexte de l'industrie 4.0 en citant ses principales caractéristiques, en identifiant plusieurs technologies disruptives de ce nouvel environnement, et en présentant plusieurs effets de la digitalisation sur le nouveau marché de l'emploi. Il apparaît notamment que le travail se flexibilise et s'intensifie et fait courir aux travailleurs davantage de risques psychosociaux. Le travail atypique n'est dorénavant plus un phénomène marginal et se présente sous plusieurs formes : travail à la demande, contrats « zéro heure » (travail sur appel), *crowd working*, etc. Ces types de contrats sont autant d'opportunités d'emploi, mais également autant de risques pour la qualité de l'emploi, pour les conditions de travail et pour la sécurité sociale telle qu'elle existe aujourd'hui. Enfin, il apparaît que l'amélioration croissante des différentes technologies est un moteur de la polarisation des emplois.

Le chapitre 2 se concentre ensuite sur l'objet du papier : quelles compétences pour demain ? Ce chapitre commence par définir les notions de compétence, de compétence numérique et de compétence transversale (également appelée compétence socio-émotionnelle ou encore *soft skill*). Ensuite, il liste plusieurs classifications de compétences, ce qui prouve la complexité de définir ces catégories. Un tableau de concordance est proposé afin de montrer les liens entre les classifications de différentes organisations.

Avant de comprendre le besoin en compétences dans l'industrie 4.0, le papier présente l'évolution des tâches durant ces cinquante dernières années. Les tâches interpersonnelles non-routinières, ainsi que les tâches d'analyse non-routinières ont connu une évolution croissante et constante durant ces cinquante dernières années. Les tâches intellectuelles routinières, ainsi que les tâches manuelles, ont suivi la direction inverse. Il est attendu que cette tendance se poursuive durant les dix prochaines années. Une analyse pour différents secteurs d'activité aux Etats-Unis et en Europe de l'ouest, permet une mise en lumière supplémentaire. Il apparaît très clairement que les compétences physiques et manuelles, et les compétences cognitives de base sont les grandes perdantes de l'industrie 4.0, au contraire des compétences technologiques et des compétences sociales et émotionnelles.

Le chapitre 3 se concentre sur l'importance grandissante des *techno skills* et des *soft skills*, étant donné que les technologies numériques intègrent davantage le travailleur au sein d'un collectif. De plus, les économies post-industrielles voient au moins 70 % de leur emploi se situer dans les industries de services, là où le contact humain est omniprésent. C'est notamment pour ces raisons que des compétences « complémentaires » comme la pensée critique, la créativité, le sens de l'entrepreneuriat et de l'innovation sont autant d'atouts dans l'industrie 4.0. Il n'est dès lors pas étonnant que la demande pour des compétences sociales et émotionnelles augmentera dans un futur proche.

Pour finir, le chapitre 4 traite de la problématique du *skills gap* – écart entre l'offre d'emploi requérant des compétences et le nombre de personnes actives les possédants – et identifié trois pôles d'actions : les entreprises peuvent former, redéployer, engager du personnel fixe ou des consultants, ou geler l'embauche, voir licencier. Les services publics doivent investir dans le système éducatif, et peuvent entreprendre des partenariats privé/public, une adaptation de la protection sociale, ou encore la promotion des nouvelles technologies auprès de différents publics-cibles sont autant d'autres pistes. L'enseignement a également son rôle à jouer en proposant des formations plus technologiques, ce que font déjà certaines universités.

Une vision complémentaire du volume et de la structure de l'emploi au sein de l'industrie 4.0

Le premier papier – concernant différentes méthodologies utilisées pour schématiser l'emploi au sein de l'industrie 4.0 – permet de comprendre toute la complexité qu'il y a dans ce domaine. En effet, aucune méthodologie n'est entièrement bonne ou mauvaise. Au contraire, qu'elles soient simples à comprendre ou très complexes, elles ont toutes leur place dans l'analyse de l'emploi, avec chacune leurs qualités et leurs limites.

Il est cependant bon de garder à l'esprit qu'utiliser des chiffres précis hors de leur contexte peut amener à une interprétation simpliste et une crainte légitime auprès du grand public. D'ailleurs, à part via la méthodologie (basée sur les métiers) de Frey et Osborne, les études arrivent à un taux d'emplois automatisables d'un même ordre de grandeur (entre 5% et 15%). Ceci est remarquable compte tenu des méthodologies très différentes utilisées.

Ce premier papier est resté très théorique. On comprend bien que les travailleurs peu qualifiés risquent de subir le plus la digitalisation de l'économie, puisque la substituabilité de leur emploi par des machines est la plus élevée. Le challenge pour le futur est donc d'éviter l'augmentation des inégalités sociales. Mais ce papier ne permet pas de comprendre quelles sont les solutions à mettre en place pour accompagner ce chamboulement dans la structure de l'emploi.

C'est pourquoi le deuxième papier – quelles compétences pour demain ? – est venu apporter une vision beaucoup plus terre à terre, avec des solutions plus concrètes au niveau des entreprises (ressources humaines), des pouvoirs publics et de l'enseignement. Il est bon de rappeler qu'outre les compétences technologiques, le monde de demain accordera encore plus d'importance aux compétences typiquement humaines (*soft skills*).

Il est important de se concentrer sur les inégalités potentielles et les besoins de (nouvelles) formations – que les changements technologiques vont certainement engendrer – plutôt que de considérer une menace générale de chômage – que les progrès technologiques pourraient de manière peu probable causer.

Partie I

Volume et structure de l'emploi à l'ère de
l'industrie 4.0 :

Revue critique des méthodologies
utilisées par plusieurs études prospectives

Promotrice : Isabelle Ferreras

Table des matières

Introduction	1
1. L'approche basée sur les métiers	2
1.1 Frey & Osborne, une méthodologie en deux axes.....	2
1.2 Près de la moitié des emplois US à haut risque d'automatisation.....	4
1.3 Transposition de l'étude de F&O à l'international.....	5
1.4 Critiques de la méthodologie de F&O.....	5
1.4.1 Biais sur la destruction d'emploi.....	5
1.4.2 Confusion entre automatisation et externalisation	7
1.4.3 Tendance au déterminisme technologique	7
1.4.4 Horizon temporel trop proche	8
1.4.5 Validité scientifique douteuse	8
1.4.6 Médiatisation trop rapide	8
1.4.7 Modèle basé sur les métiers	9
2. L'approche basée sur les tâches	10
2.1 Une autre source de données pour l'OCDE.....	10
2.2 Des résultats moins pessimistes.....	11
2.3 ... et moins extrêmes	11
2.4 De nouveaux métiers créés... ..	12
2.5 ... et un besoin accru de formations	13
3. Des approches davantage qualitatives.....	14
3.1 L'approche basée sur le ressenti du travailleur	14
3.1.1 Le potentiel d'automatisation est déterminé par la demande extérieure et par la prise d'initiative	14
3.1.2 L'emploi français automatisable à 15 %.....	14
3.1.3 Les nouveaux métiers sont moins automatisables.....	15

3.1.4	L'exemple des guichetiers de banque	16
3.2	L'approche incluant l'observation du terrain	16
3.2.1	De l'importance de la définition de « routine »	16
3.2.2	Sondage et observations sur le terrain.....	17
3.2.3	Un travail non-routinier fortement présent dans l'industrie.....	18
3.2.4	Des travailleurs aptes à gérer le changement technologique.....	18
4.	L'Approche basée sur le déplacement des heures de travail	20
4.1	Les tâches se regroupent en activités de travail.....	21
4.2	Un critère d'adoption technologique enrichi	22
4.3	La durée de la tâche automatisée se déplace à un autre métier	23
4.4	Résultats de l'étude de McKinsey	24
5.	Analyse comparative des différentes méthodologies.....	25
5.1	Rappel des différentes approches	25
5.2	Résumé des différentes méthodologies	25
5.3	Des faiblesses dans chaque méthodologie.....	26
5.3.1	Les bases de données utilisées.....	26
5.3.2	Les indicateurs d'automatisation utilisés	27
5.3.3	Les hypothèses utilisées	27
5.3.4	Les questionnaires utilisés.....	27
5.3.5	Les experts interrogés.....	27
5.3.6	Les modèles mathématiques utilisés	27
	Conclusion.....	28
	Bibliographie.....	30
	Annexe 1 : Résultats des études similaires à celle de Frey et Osborne.....	33
	Annexe 2 : Tableau comparatif des différentes méthodologies	36

Table des illustrations

Figure 1. Potentiel d'automatisation des emplois US par secteur d'activité (Source : Frey & Osborne, 2013)	4
Figure 2. Expansion et contraction des métiers ayant vécu une forte variation de la demande, 3 ans après la première étude de F&O (Source : Morisse, 2017).....	6
Figure 3. Distribution de l'automatisation des métiers US obtenue d'après la task-based approach (en bleu) et l'occupation-based approach (en rouge) (Source : Arntz et al., 2016).....	12
Figure 4. Evolution des parts d'emploi peu automatisables (à gauche) et des emplois davantage automatisables (à droite), en millions d'emplois, de 1998 à 2013, (Source : Le Ru, 2016)	15
Figure 5. Démarche d'évaluation du potentiel d'automatisation d'un métier, décomposé en tâches puis en compétences (Source : MGI, 2017a)	20
Figure 6. Potentiel d'automatisation et temps de travail nécessaire par tâches, par rubriques, constituant un secteur d'activité (Source : MGI, 2017).....	21
Figure 7. Potentiel d'automatisation par secteur, temps de travail par type de travail et potentiel du temps d'automatisation du type de travail (Source : MGI, 2017).....	22
Figure 8. Cinq facteurs affectant le rythme et le degré d'automatisation, modèle en 4 étapes (Source : MGI, 2017a)	23
Figure 10. Probabilité d'automatisation de l'emploi dans l'Union Européenne (Source : Bowles, 2014).....	35

Introduction

L'industrie 4.0 désigne une nouvelle forme d'organisation des moyens de production. Sa particularité réside dans l'intégration de l'« Internet des objets », permettant à chaque intervenant de l'entreprise – humain ou non –, de communiquer instantanément une pléthore d'informations avec d'autres systèmes. Les nouvelles technologies – telles que l'intelligence artificielle, le big data, le cloud, la réalité augmentée ou virtuelle, l'impression additive – sont autant de facteurs qui transforment l'offre de travail, et les compétences requises pour entrer sur le marché de l'emploi.

Face à la crainte d'un chômage de masse induit par cette nouvelle façon de produire, qui semble favoriser le capital au travail, il est légitime de s'interroger sur l'évolution du marché de l'emploi. De quel volume d'emploi l'industrie 4.0 a-t-elle besoin par rapport à nos industries contemporaines ? De quelle manière les structures de l'offre et la demande de travail vont-elles évoluer dans les années à venir ?

Les études auxquelles nous nous intéresserons dans ce travail tentent de répondre à ces questions. Les résultats de ces études sont souvent forts différents. Bien que les diverses conclusions méritent toute notre attention, nous nous focaliserons ici davantage sur les méthodologies qui ont permis d'obtenir ces résultats. En effet, compte tenu du nombre d'approches pour aborder ce phénomène, il convient d'être critique non seulement vis-à-vis des résultats présentés, mais surtout vis-à-vis des méthodologies utilisées par les chercheurs.

Ce papier a pour but de passer en revue plusieurs études prospectives ayant été réalisées ces dernières années sur le sujet de l'automatisation de l'emploi, et d'en proposer une analyse critique.

Les études basées sur les métiers seront présentées au chapitre 1. Le chapitre 2 se concentrera ensuite sur l'approche basée sur les tâches, venue nuancer l'approche initiale basée sur les métiers. Des études utilisant des données plus qualitatives seront présentées au chapitre 3, tandis qu'une étude basée sur les heures de travail sera discutée au chapitre 4. Pour terminer, le chapitre 5 sera consacré à la comparaison des avantages et des inconvénients de ces différentes méthodologies.

1. L'approche basée sur les métiers

En 2013, le docteur en économie Carl Benedikt Frey et le professeur en *machine learning* Michael Osborne (F&O ci-après), tous deux chercheurs à l'université d'Oxford, sont devenus les initiateurs d'une quantité d'études à propos de l'automatisation du travail. Leurs recherches visaient à déterminer la proportion d'emplois américains potentiellement automatisable au cours des vingt années à suivre.

1.1 Frey & Osborne, une méthodologie en deux axes

La méthodologie de F&O a consisté d'une part à analyser les avancées scientifiques et technologiques dans le domaine de l'apprentissage des tâches par les machines et dans le domaine de la robotique mobile¹, et d'autre part à identifier les métiers robotisables en déterminant, métier par métier, leur degré potentiel de substituabilité par une machine ou par un algorithme (Frey & Osborne, 2013).

Pour cela, les deux chercheurs ont utilisé deux bases de données. La première est issue de l'outil américain O*NET, produit par le *US Department of Labor*, qui référence 903 métiers, et renseigne quelles tâches sont associées à quels métiers. La seconde source d'informations provient du *Bureau of Labor Statistics (BLS)*, où l'on retrouve le niveau de rémunération donné pour chaque métier. La base de données du *BLS* comptant moins de métiers que celle d'O*NET, cela a poussé les chercheurs à soit agréger des professions différentes dans le même métier, ou soit à ne pas prendre en compte ces métiers dans leur échantillon, cela dans le but d'obtenir une seule base de données homogène. Au final, l'analyse porte donc sur 702 professions, laissant de côté une partie de l'emploi américain de 2010 – 3 % d'après Liouville (2019), ou 10 % d'après Valenduc (2016).

Le modèle de F&O intègre deux façons d'estimer la substituabilité d'une tâche. La première manière d'estimer si une tâche est substituable (ou non) par une machine consiste à évaluer 9 compétences, réparties en trois « goulots d'étranglement de l'ingénierie ». Lorsque la tâche butte sur un goulot d'étranglement, cette dernière est considérée comme non-substituable. Au contraire, lorsque la technologie permet d'effectuer la tâche aussi bien qu'un travailleur la

¹ L'apprentissage des tâches par les machines est la capacité qu'ont les dispositifs traitants des données de pouvoir améliorer d'eux-mêmes ce traitement d'après leurs propres expériences. La robotique mobile regroupe, quant à elle, l'ensemble des robots qui peuvent se déplacer dans un milieu tant complexe qu'inconnu, en communiquant avec des objets connectés.

réalise à ce jour, elle est jugée substituable. La seconde manière pour estimer le taux de substitution du travail humain au profit d'un automate a été de collecter l'avis des spécialistes en intelligence artificielle et en automatisation lors d'un *workshop* (Frey & Osborne, 2013).

Le premier des trois goulots d'étranglement se focalise lui-même sur trois compétences : le degré de finesse dans la perception, le degré de dextérité dans la manipulation et le degré de nouvelles adaptations que la tâche exige (Valenduc, 2016). Un exemple de ce premier goulot d'étranglement est le fait de percevoir qu'une vis de petite taille est destinée à un certain écrou, et de réussir à la visser malgré sa petitesse, dans un environnement inconnu du travailleur.

Le second goulot d'étranglement évalue aussi bien l'intelligence créative qui doit être déployée pour réaliser la tâche, que les aptitudes propres au monde de l'art (Valenduc, 2016). En d'autres mots, est-il nécessaire de concevoir puis d'appliquer des idées non-conventionnelles et/ou créatives pour résoudre une tâche. Un exemple de ce deuxième goulot d'étranglement est le fait d'imaginer un spot publicitaire pour fédérer le personnel à la culture de l'entreprise.

Le dernier goulot considère quatre compétences propres à l'intelligence sociale. Faut-il comprendre l'autre, l'assister ou en prendre soin, négocier avec, ou encore le persuader (Valenduc, 2016) ?

Pour chaque tâche d'un métier, F&O ont évalué la possibilité de celle-ci à passer les trois goulots d'étranglement. Les deux chercheurs ont appliqué le même modèle à chaque tâche jusqu'à l'évaluation complète des 702 métiers.

Ensuite, F&O ont convié des spécialistes en intelligence artificielle et en automatisation à un *workshop*, afin d'identifier lesquels des 702 métiers étaient susceptibles d'être complètement automatisés à l'horizon 2030. Les spécialistes ont eu à choisir entre « automatisable » ou « non-automatisable » pour chacun des métiers retenus.

Après avoir trouvé un consensus pour 70 métiers sur les 702, les chercheurs ont appliqué un modèle mathématique avancé – une exponentielle quadratique répétée 100 fois pour augmenter le pouvoir discriminant – qui leur a permis de reclasser ces 70 emplois (sur lesquels les spécialistes se sont mis d'accord), dans leur catégorie respective, soit « automatisable » ou « non-automatisable », avec une précision d'environ 90 %.

Supposant leur modèle mathématique suffisamment fiable, F&O l'ont alors appliqué aux 632 autres métiers sur lesquels les spécialistes n'avaient pas trouvé d'accord, dans le but de déterminer lesquels de ces métiers n'ayant pas encore de catégories étaient automatisables ou non (Liouville, 2019).

1.2 Près de la moitié des emplois US à haut risque d'automatisation

F&O arrivent à la conclusion que l'on peut regrouper les métiers en trois catégories. La première catégorie comprend les métiers qui ont moins de 30 % de risque d'être automatisés – cela concerne selon eux 33 % des emplois américains. La catégorie intermédiaire rassemble les métiers présentant une probabilité moyenne d'être automatisés – c'est-à-dire ayant entre 30 et 70 % de risque d'automatisation –, où l'on retrouve 19 % des emplois. La dernière catégorie réunit les métiers qui ont une probabilité de plus de 70 % d'être automatisés (Frey & Osborne, 2013).

La conclusion de F&O est percutante : **47 % des emplois américains** sont identifiés comme étant à haut risque d'automatisation (> 70 %). Ces métiers à haut risque correspondent aux métiers du transport et de la logistique, de la production en série, de la construction et de l'extraction, de l'élevage, de la pêche et de la sylviculture, de la vente (caissier, réassortisseur, télémarketeur, etc.), du travail administratif et des services (cf. Figure 1).

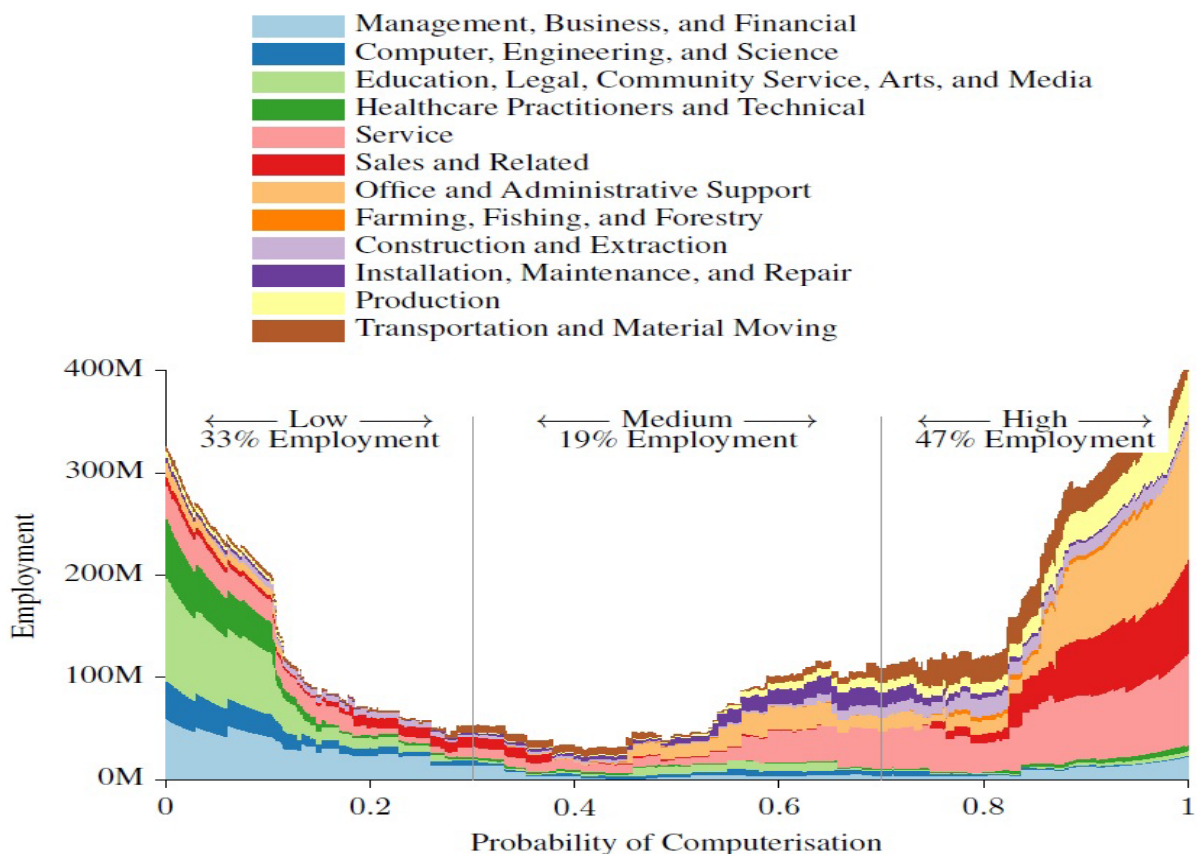


Figure 1. Potentiel d'automatisation des emplois US par secteur d'activité (Source : Frey & Osborne, 2013)

Les 33 % d'emplois potentiellement épargnés (moins de 30 % de tâches automatisables) concernent les métiers pour lesquels la technologie ne dispose encore que de trop peu de

compétences propres à l'humain, comme l'intelligence sociale ou créative. C'est par exemple le cas pour le management, le business ou la finance, l'informatique, l'ingénierie ou les sciences, mais aussi dans des métiers plus sociaux comme ceux de l'éducation, des soins de santé et de l'art (Frey & Osborne, 2013).

Ces conclusions ont propulsé l'étude de F&O de la sphère académique vers la sphère médiatique. Les années qui ont suivi ont vu une explosion d'études appliquant la même méthodologie pour d'autres pays.

1.3 Transposition de l'étude de F&O à l'international

De nombreux chercheurs ont ensuite transposé le modèle de F&O à d'autres pays que les Etats-Unis. Etant donné que le système américain de classification des métiers (la SOC : *Standard Occupation Classification*) est différent du système de classification utilisé par la plupart des autres pays (l'ISCO : *International Standard Classification of Occupations*), les chercheurs ayant reproduit la méthodologie de F&O ont dû transposer les informations de la SOC vers l'ISCO. Valenduc (2016) précise qu'« aucune de ces études ne modifie ni les hypothèses, ni les calculs probabilistes des chercheurs d'Oxford ; il s'agit bien d'une réplique pure et simple. » Les professions manquantes dans l'un ou l'autre système de classification se sont vues attribuer une valeur d'après l'appréciation des chercheurs répliquant la méthodologie initiale.

Les études effectuées pour les Pays-Bas, la Finlande, l'Allemagne, la France et la Belgique d'après la méthodologie de F&O sont présentées dans l'Annexe 1. Les taux d'automatisation de l'emploi calculés pour d'autres pays européens d'après une étude plus globale réalisée par l'OCDE y sont également énumérés.

1.4 Critiques de la méthodologie de F&O

Afin d'apprécier la méthodologie de F&O à sa juste valeur, il est nécessaire d'approfondir les différentes critiques émises à son égard.

1.4.1 Biais sur la destruction d'emploi

Tout d'abord, l'étude de F&O ne se focalise que sur la destruction d'emploi. Les chercheurs ne s'intéressent ni à la création d'emploi – directe ou indirecte –, ni à l'évolution d'un métier suite à l'introduction d'une nouvelle technologie dans son processus de travail (Pfeiffer, 2019).

Pour Liouville (2019), il est logique d'étudier également les effets positifs du progrès technique afin de pouvoir concevoir des politiques d'emploi d'après le solde de ses destructions et de ses créations.

Ensuite, il apparaît que les emplois à faible et à forte probabilité d'automatisation représentent 80 % de l'échantillon de F&O. La faculté de nuance fait défaut à ce modèle, en créant une dichotomie dans les résultats obtenus (Valenduc, 2016).

Enfin, les auteurs basent leurs recherches sur un postulat économique unique, qui considère une substituabilité parfaite entre le travail et le capital, alors que cette idée est plutôt éloignée de l'économie de marché telle qu'elle fonctionne réellement (Liouville, 2019).

Lorsque nous regardons le nombre d'emploi par métiers aux Etats-Unis en 2016 (3 ans après la publication de l'étude de F&O), les 172 métiers qui présentaient au moins 90 % de risque d'automatisation ont gonflé leurs effectifs de 4,4 % en moyenne – l'emploi US augmentant de 5,9 % dans le même temps (cf. Figure 3) (Morisse, 2017).

Occupation	Computerization probability	2013 employment (in th)	2016 employment (in th)	Growth rate
Cement Masons and Concrete Finishers	0.94	142	174	23%
Production Workers, All Other	0.92	207	252	22%
Molding, Coremaking, and Casting Machine Setters, Operators, and Tenders	0.95	125	146	17%
Insurance Claims and Policy Processing Clerks	0.98	236	274	16%
Cooks, Restaurant	0.96	1,058	1,217	15%
Combined Food Preparation and Serving Workers, Including Fast Food	0.92	3,023	3,426	13%
Parts Salespersons	0.98	221	249	12%
Hosts and Hostesses, Restaurant, Lounge, and Coffee Shop	0.97	361	404	12%
Medical Records and Health Information Technicians	0.91	181	200	11%
Counter Attendants, Cafeteria, Food Concession, and Coffee Shop	0.96	452	500	11%
Data Entry Keyers	0.99	208	195	-6%
Payroll and Timekeeping Clerks	0.97	170	160	-6%
Meat, Poultry, and Fish Cutters and Trimmers	0.94	161	150	-7%
Telemarketers	0.99	232	215	-7%
Order Clerks	0.98	200	177	-12%
Legal Secretaries	0.98	221	191	-13%
File Clerks	0.97	153	131	-14%
Machine Feeders and Offbearers	0.93	106	88	-17%
Bill and Account Collectors	0.95	369	299	-19%
Switchboard Operators, Including Answering Service	0.96	118	91	-23%

Source : Frey & Osborne, 2013; US Bureau of Labor Statistics, 2013 and 2016 Occupational Employment Statistics

Figure 2. Expansion et contraction des métiers ayant vécu une forte variation de la demande, 3 ans après la première étude de F&O (Source : Morisse, 2017)

1.4.2 Confusion entre automatisation et externalisation

Les emplois susceptibles d'être externalisés en dehors des Etats-Unis ont été considérés comme des métiers fortement automatisables. Liouville (2019) dénonce ici une pratique « d'alchimiste » et taxe les auteurs de « faussaires scientifiques ». En effet, les chercheurs d'Oxford confondent et additionnent deux éléments parfaitement distincts : le progrès de la technique d'une part, et l'externalisation de l'emploi d'autre part – alors que ce dernier relève de la division internationale du travail. Notons qu'un emploi qui n'existe plus dans un pays suite à un processus d'externalisation peut se voir rapatrié dans le pays d'origine, sous l'impulsion de politiques d'emploi particulières, et ainsi subir un effet de « pendule », comme souhaitait justement le faire le futur ex-président des Etats-Unis, Donald Trump.

Liouville arrive à la conclusion que les 47 % d'emploi américain automatisable comportent au moins la moitié d'emplois susceptibles d'être externalisés, et ramène la probabilité de F&O à 22 %.

1.4.3 Tendance au déterminisme technologique

Aux yeux de Gérard Valenduc (2016), le rythme de diffusion des innovations n'est pas abordé dans l'étude de F&O. Le délai dans lequel doit se produire l'automatisation massive selon F&O suppose une croyance au déterminisme technologique. Les deux chercheurs d'Oxford partagent une vision du travail trop simpliste, en considérant qu'une technologie est adoptée dès qu'elle existe.

Pour F&O, le seul obstacle à l'adoption technologique réside dans l'échec qu'a une tâche à passer les trois goulots d'étranglement de l'ingénierie (Pfeiffer, 2018).

Cependant, il faut trois conditions pour qu'une technologie puisse remplacer l'emploi d'un travailleur. Tout d'abord, elle doit être acceptée socialement. Nos mœurs européennes permettraient-elles d'adopter les robots sentinelles SGR-A1, installés à la frontière coréenne, qui peuvent faire feu sans intervention humaine ? La condition d'acceptation sociale peut, par exemple, concerner la préférence de chacun dans ses interactions. Les individus peuvent tout à fait préférer avoir un contact humain, alors qu'une interaction avec une machine est possible. Pour cette raison, les soins infirmiers (hôpital, maison de repos) pourraient rester des secteurs avec beaucoup de travailleurs, même en complétant de plus en plus ces professions avec des robots (Pratt, 2015).

Ensuite, cette nouvelle technologie doit être adaptée aux contextes institutionnel et réglementaire. La communauté amish refusera d'utiliser une imprimante 3D pour réparer la pièce défectueuse de sa calèche. Enfin, la technologie doit répondre à des conditions de rentabilité économique. La technologie ne sera pas adoptée si ses coûts d'achat et d'entretien dépassent celui du travailleur (COE, 2017).

1.4.4 Horizon temporel trop proche

Schattorie *et al.* (2014) nuancent également le résultat de F&O quant à l'horizon temporel. 2030 leur semble trop proche pour voir 47 % de l'emploi américain automatisé. Brzeski et Burg (2015) ajoutent que beaucoup de robots sont encore trop chers à développer, et qu'ils ne répondent par conséquent pas à la condition de la rentabilité économique.

1.4.5 Validité scientifique douteuse

Le *working paper* de F&O, publié pour la première fois en 2013, ne renseigne ni le nombre de spécialistes conviés au *workshop*, ni le nombre de participants réellement présents lors du *workshop*. Notons à ce sujet que les auteurs remercient quinze chercheurs, tous issus de l'université d'Oxford, à la première page de leur *paper*. L'hebdomadaire allemand « Die Zeit » rapporte que seulement 10 experts auraient participé à ce *workshop*.

Si le *workshop* ne comptait que dix participants, on peut avoir un doute sur la validité de l'échantillon interrogé. Le nombre de participants est non seulement extrêmement faible, mais en plus, ces chercheurs partagent tous le même lieu de travail. A titre de comparaison, le Japon, qui a réalisé la première étude prospective de ce type en 1970, a questionné 3.000 experts à travers le monde (Liouville, 2019).

Pfeiffer (2018) indique, pour sa part, que les conclusions de F&O sont basées sur la notion d'un travail routinier qui n'a été validé ni de manière empirique, ni de manière théorique, et qui est contredit par les recherches qualitatives dans le domaine.

1.4.6 Médiatisation trop rapide

On peut également émettre une réserve sur le cheminement qu'a suivi l'étude de F&O avant d'être médiatisée.

Lorsque que des conclusions sont tirées d'une recherche, le respect de l'éthique scientifique veut que ses résultats soient d'abord analysés par des pairs, experts du domaine étudié, avant

d'être diffusés. Au moment où les résultats de F&O ont été propagés par les médias, l'étude était toujours en statut de *working paper*, et n'était pas encore *peer reviewed*. Cette étape est fondamentale dans le monde académique : elle permet d'attester si la connaissance est scientifique ou bien si le résultat de la recherche doit être estampillé *Fake News*. En effet, dans plus de 95 % des *peer reviews*, soit les experts demandent aux chercheurs de réviser leur production, soit ils invalident le résultat de la recherche (Liouville, 2019).

1.4.7 Modèle basé sur les métiers

Melanie Arntz, Terry Gregory et Ulrich Zierahn (2016), chercheurs pour l'OCDE, pensent que l'évaluation par métier – l'*occupation-based approach* – faite par F&O manque de précision et conduit à une surestimation du potentiel d'emplois automatisables. Ils déplorent que cette méthodologie standardise des tâches qui sont réalisées différemment dans la réalité du travail. Autrement dit, pour F&O, l'ensemble des travailleurs d'un même métier effectuent leurs tâches de manière identique.

Nicolas Le Ru (2016) constate à juste titre que reproduire cette méthodologie à d'autres pays revient à supposer que les tâches s'effectuent partout dans le monde de la même manière qu'aux Etats-Unis.

Bonin *et al.* (2015) insistent également sur le fait qu'un métier en apparence identique à un autre peut requérir des activités très différentes. Ils ont par conséquent modifié la méthodologie de F&O pour la centrer non plus sur les métiers, mais plutôt sur les activités professionnelles exercées, il s'agit de l'approche basée sur les tâches (*task-based approach*). Le Ru (2016) estime que cette approche est plus fine que celle sur les métiers (*occupation-based approach*) de F&O .

Arntz *et al.* (2016) dénoncent une tendance supplémentaire de l'*occupation-based approach* : elle amène à considérer certains métiers comme potentiellement automatisables (probabilité supérieure à 70 %), alors qu'ils comportent souvent plusieurs tâches irréalisables par la technologie. La méthodologie de l'approche basée sur les tâches est détaillée au chapitre 2 : « L'approche basée sur les tâches ».

2. L'approche basée sur les tâches

L'approche basée sur les métiers présentée au Chapitre 1 a le mérite d'être simple et facilement reproductible, mais elle a vite montré ses limites en terme de méthodologie.

Plusieurs chercheurs sont donc repartis de l'étude de Frey et Osborne (F&O), mais en supprimant une de leurs principales hypothèses. Plutôt que de considérer qu'une profession est remplacée par une machine dès lors qu'elle contient un certain nombre de tâches automatisables, les chercheurs ont supposé que même si une des tâches principales d'un métier est soulagée par un robot, l'utilisation de celui-ci ne détruit pas forcément l'emploi. Il s'agit de l'approche basée sur les tâches (*task-based approach*).

Les recherches de Spitz-Oener (2006, cité dans Arntz *et al.*, 2016) montrent, en effet, que la plupart des ajustements aux précédentes vagues d'automatisation ont eu lieu via un changement de la structure des tâches au sein d'une profession, plutôt que via un changement des parts de l'emploi entre les métiers.

2.1 Une autre source de données pour l'OCDE

Bonin *et al.* ont réalisé quatre études en 2015 : la première est une réplique de la méthodologie de F&O sur le marché de l'emploi américain et la seconde est son identique, à l'exception qu'elle ne se focalise plus sur les métiers mais sur les tâches. Les deux études restantes suivent la même logique, mais sur le marché de l'emploi allemand.

Arntz *et al.* (2016) ont également opté pour l'approche basée sur les tâches. Nous la préférons à celle de Bonin *et al.*, étant donné que cette étude porte sur un plus large spectre en étudiant 21 pays faisant partie de l'OCDE.

Au lieu d'utiliser les codes ISCO – obtenus par conversion à partir des valeurs des codes SOC – comme l'ont fait les études citées au chapitre 1 : « L'approche basée sur les métiers », Arntz *et al.* ont utilisé la base de données du PIACC (*Programme for the International Assessment of Adult Competencies*) de 2012. Ce programme effectue des sondages auprès des pays de l'OCDE au sujet de la structure des tâches. Il s'agit d'une source de données unique, qui contient des indicateurs de niveau « micro » sur les caractéristiques socio-économiques, les compétences, les informations liées aux jobs, les tâches et les capacités. Les données du PIACC sont harmonisées et comparables entre les pays participants au programme. Le PIACC est

l'équivalent pour les compétences des adultes de ce que l'enquête PISA est pour l'évaluations des performances des étudiants universitaires du monde entier.

2.2 Des résultats moins pessimistes...

La *task-based approach* permet non seulement de ne pas prendre comme hypothèse que la structure des tâches est la même dans chaque pays, mais aussi de rendre au travail plus d'exactitude dans sa réalité de terrain. L'approche de Arntz *et al.* ne reproduit pas l'erreur de l'*occupation-based approach* de F&O, mais innove avec une volonté d'étudier le phénomène du travail à un niveau « micro ».

Arntz *et al.* obtiennent un résultat moins pessimiste que celui de F&O, et semblable à celui de Bonin *et al.* pour les Etats-Unis. Alors que l'*occupation-based approach* conclut à 49 % d'emploi à forte probabilité d'automatisation (d'après Bonin *et al.*, 2015), la *task-based approach* utilisée par Arntz *et al.* identifie seulement 9 % des emplois américains comme étant hautement automatisable (> 70 %). L'Allemagne a, pour sa part, obtenu un taux de 42 % d'après l'*occupation-based approach* et de 12 % d'après la *task-based approach*.

Ces derniers résultats, diamétralement opposés, amènent à dédramatiser le sentiment anxiogène créé par les résultats de F&O quant à l'avenir du volume de l'emploi humain.

Dans les 21 pays de l'OCDE étudiés, en moyenne 9 % des emplois sont automatisables (> 70 %) (Arntz *et al.*, 2016). Il y a bien évidemment de grandes disparités entre les 21 pays de l'OCDE étudiés. Cela va de 6 % d'emplois automatisables en Corée du Sud jusqu'à 12 % en Allemagne et en Autriche. Ces différences proviennent de nouveaux éléments pris en considération dans leur recherche : (1) l'organisation de l'espace du travail, (2) les investissements effectués précédemment dans les technologies d'automatisation, ainsi que (3) le niveau d'éducation des travailleurs.

2.3 ... et moins extrêmes

Les recherches de Arntz *et al.* identifient que l'automatisation de l'emploi touchera de nombreux emplois, mais qu'au final, peu de métiers seront totalement automatisés.

L'*occupation-based approach* de F&O donne comme résultat une structure dichotomique : un risque d'automatisation soit extrêmement faible, soit extrêmement élevé (cf. la courbe en pointillés rouges de la Figure 3). Contrastant avec cela, la *task-based approach* de Arntz *et al.* montre un tout autre résultat avec deux pôles de distribution beaucoup moins marqués et ayant

des valeurs d'automatisation moins extrêmes (cf. la courbe en bleu de la Figure 3). Le risque d'automatisation est plus faible pour les métiers avec des exigences élevées en matière d'éducation, ou pour les métiers nécessitant de la coopération avec d'autres travailleurs, ou encore pour lesquels les gens passent plus de temps à influencer les autres.

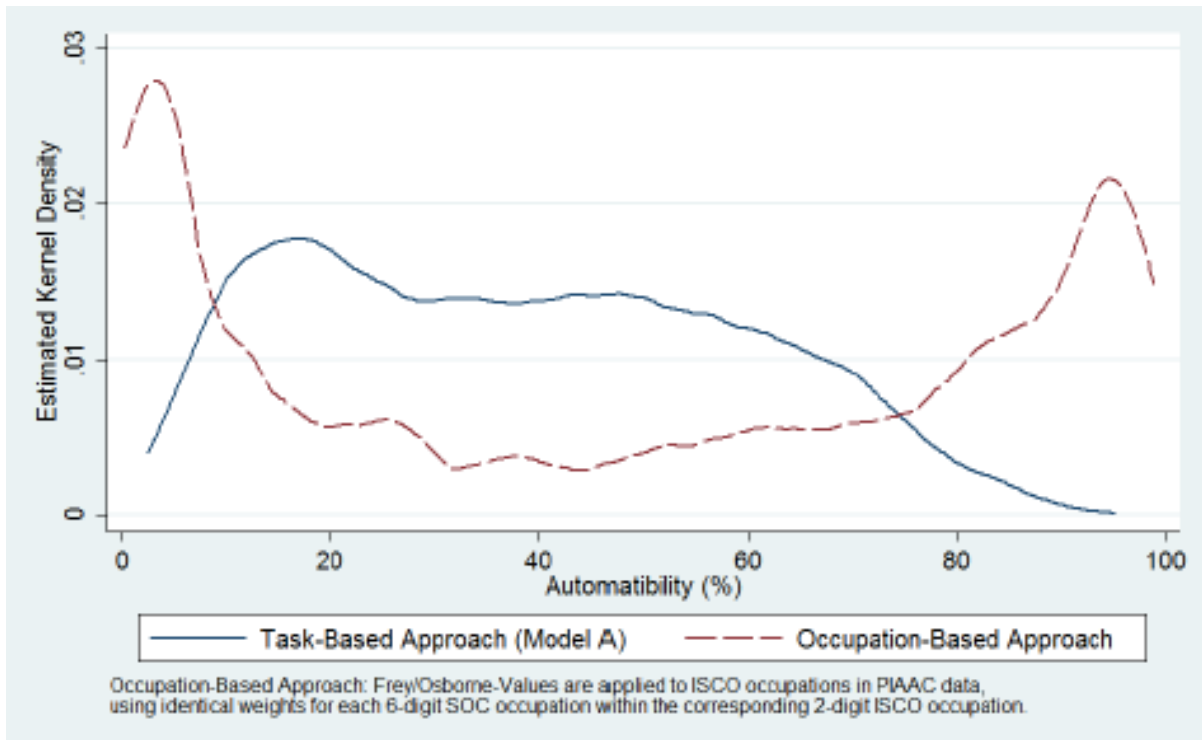


Figure 3. Distribution de l'automatisation des métiers US obtenue d'après la task-based approach (en bleu) et l'occupation-based approach (en rouge) (Source : Arntz et al., 2016)

2.4 De nouveaux métiers créés...

Arntz *et al.* pensent également que les évolutions technologiques vont générer de nouveaux emplois et de nouveaux métiers. Ces chercheurs ont mis en évidence trois mécanismes qui vont à l'encontre de la réduction du volume de l'emploi suite aux avancées technologiques.

Tout d'abord, les technologies économes en main d'œuvre doivent d'abord être produites, ce qui crée une demande de travail dans ces nouveaux secteurs, occasionnant emplois et formations. Prenons pour exemple les investissements pour développer l'intelligence artificielle (IA) : en 2016, entre 26 et 39 milliards de dollars ont été investis à l'échelle mondiale dans l'IA (MGI, 2017a).

Ensuite, Arntz *et al.* (2016) s'appuient sur les théories économiques classiques pour avancer que les nouvelles technologies peuvent booster la compétitivité d'une entreprise, entraînant une baisse des prix de vente, créant une plus grande demande de produits de la part des ménages et

donc une plus grande demande de main d'œuvre provenant des entreprises afin de produire davantage (Graetz et Michaels, 2015 ; Gregory *et al.*, 2015 ; Goos *et al.*, 2014, cités par Arntz *et al.*, 2016).

Enfin, Gregory *et al.* (2015), Graetz et Michaels (2015) et Liouville (2019) s'accordent à penser que l'augmentation de la productivité grâce aux nouvelles technologies peut résulter en une augmentation des salaires et donc une plus grande demande de produits et services de la part des ménages, poussant les entreprises à embaucher pour répondre à la demande. D'ailleurs, Manyika *et al.* (2017) de chez McKinsey évalue que l'automatisation pourrait augmenter la productivité annuelle mondiale de 0,8 à 1,4 %.

Tous ces mécanismes macroéconomiques mis ensemble pourraient compenser l'effet de réduction de l'emploi suite à l'automatisation de certaines tâches grâce aux nouvelles technologies, voire même augmenter légèrement l'emploi total.

2.5 ... et un besoin accru de formations

Bien qu'Arntz *et al.* concluent que l'automatisation et la digitalisation ne vont très probablement pas détruire un nombre important d'emplois, les travailleurs peu qualifiés risquent quand même de subir le plus ce changement, puisque la substituabilité de leur emploi par des machines est plus élevée. Le challenge pour le futur est donc d'éviter l'augmentation des inégalités sociales, et de fournir assez de formations ou réorientations pour ces travailleurs.

Il est donc nécessaire de se concentrer sur les inégalités potentielles et les besoins de (nouvelles) formations, que les changements technologiques vont engendrer, plutôt que sur la menace générale de chômage, que les progrès technologiques vont causer (ou non).

3. Des approches davantage qualitatives

Alors que les deux précédents chapitres se sont concentrés sur des études ayant utilisé d'importantes bases de données, Nicolas Le Ru, ancien chef de projet chez France Stratégie, et Sabine Pfeiffer, professeur en sociologie du travail au *Nuremberg Campus of Technologie*, ont opté pour une approche davantage qualitative.

3.1 L'approche basée sur le ressenti du travailleur

3.1.1 Le potentiel d'automatisation est déterminé par la demande extérieure et par la prise d'initiative

Le Ru (2016) s'est basé sur les enquêtes « Conditions de travail » de 2013, réalisées par l'Insee et par la Dares, qui interrogent 28.000 Français en emploi, tous les 7 ans depuis 1978. Il est parti de l'hypothèse qu'un emploi répétitif est un « bon candidat à l'automatisation », et il a retenu deux questions pour quantifier le risque d'automatisation des emplois français.

La première question consiste à identifier si le travailleur doit répondre à une demande extérieure, par exemple celle d'un client. D'après l'auteur, être soumis à une demande extérieure exigeant une réponse immédiate conditionne le rythme de travail. Etudier cet indicateur lui permettrait d'évaluer l'importance des interactions sociales requises pour réaliser le travail, tout en éclairant sur l'adaptabilité et la flexibilité dont le travailleur doit faire preuve. Selon Le Ru, un professionnel qui doit répondre à une demande extérieure dans son travail, a un emploi peu automatisable.

La seconde question s'intéresse aux consignes qui doivent être appliquées dans le travail : suffisent-elles pour réaliser correctement la tâche ou bien le travailleur doit-il faire preuve d'initiative ? Un professionnel qui doit souvent faire preuve d'initiative sera considéré comme à l'abri de l'automatisation.

Par conséquent, Le Ru estime qu'un emploi est automatisable s'il réunit ces deux critères : un rythme de travail qui n'est pas influencé par une demande extérieure et l'application stricte des consignes données.

3.1.2 L'emploi français automatisable à 15 %

Selon la méthodologie de Le Ru, il apparaît que 15 % des emplois salariés français sont susceptibles d'être automatisés. Deux années plus tôt, en 2014, le cabinet Roland Berger

estimait que l'emploi français comportait 42 % d'emplois à haut risque d'automatisation (> 70 %) en suivant la méthodologie de F&O.

Le Ru est toutefois conscient que sa démarche est moins sophistiquée que la méthodologie de F&O, appliqué à la France par Roland Berger. Il a lui-même précisé que ses résultats reflètent un point de vue personnel, celui du travailleur questionné, et que ce point de vue peut être influencé par plusieurs variables.

Au niveau de la structure de l'emploi, Le Ru constate qu'un quart des emplois industriels français sont automatisables, alors que seulement 13 % des métiers des services le sont. En effet, selon les travailleurs industriels, la correcte exécution de leurs tâches dépend fréquemment de l'application stricte de consignes, et leur rythme de travail n'est pas dicté par la satisfaction d'un élément extérieur. Il s'agit des deux conditions mises en avant par Le Ru pour qu'un travail soit automatisable.

3.1.3 Les nouveaux métiers sont moins automatisables

Le Ru a également étudié une question pertinente : quel volume d'emploi peu automatisable a été créé suite à l'adoption de nouvelles technologies ? Il apparaît qu'entre 2005 et 2013, 1,13 million d'emplois salariés peu automatisables ont été créés. La tertiarisation et la désindustrialisation sont, contre toute attente, pourvoyeuses d'emplois peu automatisables. Sur la même période, elles ont généré 400.000 emplois de ce type, et la transformation du contenu des métiers a créé 730.000 emplois peu automatisables (cf. Figure 4). Il apparaît ici que ce dernier élément – l'adaptation d'un processus de travail qui inclut dorénavant une nouvelle technologie – génère davantage d'emplois peu automatisables que l'évolution de la structure économique vis-à-vis de l'emploi.

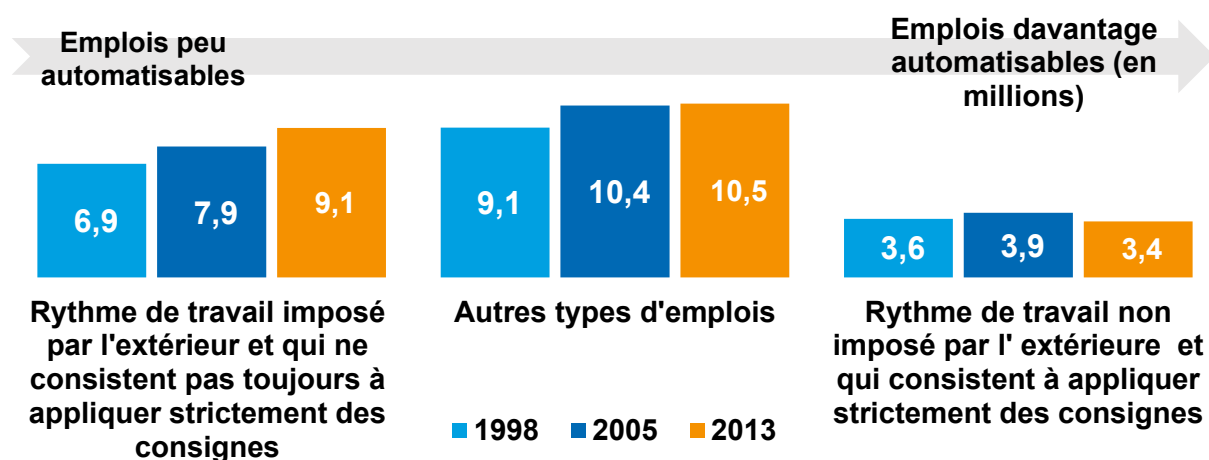


Figure 4. Evolution des parts d'emploi peu automatisables (à gauche) et des emplois davantage automatisables (à droite), en millions d'emplois, de 1998 à 2013, (Source : Le Ru, 2016)

En outre, le nombre d'emplois salariés dont le rythme de travail est imposé par la satisfaction immédiate d'un client et pour lesquels il ne faut pas appliquer de consignes strictes a évolué positivement entre 1998 et 2013 (+ 2,18 millions), alors que les emplois salariés dont le rythme de travail n'est pas imposé par une demande extérieure exigeant une réponse immédiate et qui consistent à appliquer strictement des consignes – soit les emplois automatisables – ont diminué d'un demi-million durant la période 2005-2013.

3.1.4 L'exemple des guichetiers de banque

Autor (2016) constate la même évolution quant à la création d'emplois peu automatisables et prend pour exemple le métier de guichetier de banque aux Etats-Unis. En 1970, 250.000 guichetiers étaient en emploi lorsque qu'est apparu le distributeur automatique de billets. 45 ans plus tard, alors que cette technologie remplaçait parfaitement une des activités principales des guichetiers, ils étaient plus de 500.000. Tout portait à croire que ce métier allait se raréfier, étant donné que le nombre de guichetiers par agence avait diminué d'un tiers. Et pourtant, comme les banques ont constaté qu'il était moins coûteux d'ouvrir une agence, le nombre de celles-ci a augmenté de 40 % sur la même période.

Les tâches effectuées par les guichetiers sont d'une toute autre nature à présent : le nouveau *sales representative* établit des relations de confiance avec le client, il propose un prêt et peut conseiller un fond d'investissement. Son métier a évolué en tâches demandant plus de qualifications et qui ne peuvent être réalisées par un automate. Les guichetiers français étaient 61 % en 2013 à déclarer occuper un emploi regroupant les conditions qui le rendent peu automatisable, alors qu'ils étaient seulement 35 % huit ans plus tôt, en 2005.

3.2 L'approche incluant l'observation du terrain

Pfeiffer (2018) s'est, quant à elle, intéressée à la notion de « routine » avec un double objectif : d'une part, étudier la question de la routine afin de distinguer les tâches routinières et les tâches non-routinières, et d'autre part, mettre en garde contre les limites des recherches quantitatives.

3.2.1 De l'importance de la définition de « routine »

Toutes les études utilisent les catégories « routinier » et « non-routinier » pour estimer le potentiel de remplacement du travail humain, mais ces études ne définissent ces deux catégories que de manière rudimentaire : la routine est un travail répétitif et monotone.

Souhaitant éviter le biais commun qui oppose le travail manuel avec machine (routinier) et le travail cérébral avec créativité (non-routinier) – étant donné qu’aucune activité n’est purement routinière ou non-routinière –, Pfeiffer a repris l’approche basée sur les tâches à ses racines et est partie du postulat qu’il y a un continuum routinier/non-routinier dans chaque métier, pour tenter d’identifier et de quantifier la proportion de ces deux composantes dans les différentes tâches, branches et niveaux de qualification.

3.2.2 Sondage et observations sur le terrain

Selon Pfeiffer, un des problèmes majeurs rencontrés dans les précédentes études (y compris dans la sienne), réside dans les descriptions floues des tâches provenant de la base de données américaine O*NET et dans la base de données allemande IAB. Certaines des classifications défient l’entendement, probablement parce que les sondages sur lesquels ces classifications sont basées sont eux-mêmes peu différenciés. Aucune classification ne peut résoudre le problème que les tâches y sont décrites de manière trop générale et grossière, et laisse donc beaucoup de place à l’interprétation. Fernandez-Macias et Hurley (2014, cité par Pfeiffer, 2018) ont aussi noté que les classifications des tâches routinières dans la base de données américaine ne sont pas une bonne manière de mesurer la routine, car ces classifications utilisent des notions archaïques du travail de production.

L’étude de Pfeiffer comporte deux récoltes de données distinctes. La première série de données est constituée par l’observation sur le terrain des activités réellement effectuées par environ 1.200 salariés allemands, travaillant principalement dans l’industrie automobile et mécanique. La seconde série de données a été produite en retenant certains indicateurs du sondage sur l’emploi allemand de 2012 (comme l’a fait Le Ru pour la France), sur un échantillon représentatif de l’industrie allemande comptant approximativement 17.500 salariés répondants. Ce sondage a été répété à des intervalles réguliers depuis 1979.

Grâce aux réponses du sondage, Pfeiffer a mis en évidence 18 compétences, cela en accordant une grande importance à l’expérience du travailleur qu’elle considère comme regroupant des capacités « tacites ». Les données du second volet (obtenues par enquêtes) sont des évaluations subjectives émises par les répondants. L’indice des compétences étudiées incorpore des challenges situationnels et structurels pour les employés, résultant de complexité, de changements et d’imprédictibilité dans l’espace de travail (Pfeiffer et Suphan, 2015).

3.2.3 Un travail non-routinier fortement présent dans l'industrie

Le travail réel peut être bien différent. Prenons l'exemple d'un groupe de travailleurs peu qualifiés qui, en dépit de leurs activités répétitives et monotones, va anticiper et prévenir les causes de perturbations dans la production, comme c'est le cas dans les cercles de qualité du Toyotisme. Cette activité aurait été classifiée comme une activité manuelle routinière facilement remplaçable, alors qu'elle fait appel à des compétences créatives, celles-là même qui font l'objet d'un « goulot d'étranglement » pour F&O (Pfeiffer, 2018).

Pfeiffer conteste l'idée répandue selon laquelle les travailleurs dans la production font face à une haute substituabilité. L'indice de capacité de travail dévoile jusqu'à quel point les individus sont confrontés à la complexité, l'imprédictibilité et le changement dans leur lieu de travail. 74 % des 17.500 répondants obtiennent un indice supérieur à 0,5, autrement dit ces emplois ne peuvent pas être remplacés rapidement par l'automatisation (Liouville, 2019).

Un opérateur dans l'industrie chimique ayant pour mission le simple contrôle d'indicateurs d'après la base de données O*NET, dont le degré de disparition s'élève à 0,97 pour F&O, doit en réalité intervenir préventivement 3 à 4 fois par heure pour assurer le processus, grâce à un travail de terrain complexe. Pfeiffer met en lumière d'une part que le travail d'apparence routinier est loin de l'être, et d'autre part que cette tendance est généralisée étant donné qu'elle observe cette réalité pour la quasi-totalité des industries allemandes fortement automatisées (Pfeiffer, 2018).

La globalisation et la standardisation des systèmes de production, associées à la transformation technologique, ont rendu le travail de production plus complexe et ont donc augmenté le nombre d'activités non-routinières. Dans un environnement hautement automatisé, ces tâches non-routinières jouent un rôle central. Les travailleurs doivent en effet faire face aux changements, aux impondérables et à la complexité toujours croissante du métier en évolution (Pfeiffer, 2018).

3.2.4 Des travailleurs aptes à gérer le changement technologique

Ce constat rend un juste écho à la conclusion de Le Ru (2016) concernant la transformation des métiers, qui deviennent de moins en moins automatisables, à cause du degré de technologie adopté.

Les résultats mettent en évidence le fait que ces travailleurs sont tout à fait aptes à gérer le changement, la complexité et les impondérables, plus que ce qu'on pourrait le croire. Pour

Pfeiffer, la question n'est pas de connaître les tâches potentiellement automatisables *demain* (pas de perte au-delà de 9 % d'après ses recherches), mais plutôt comprendre comment le potentiel spécifique du travail « vivant » peut être reconnu et utilisé pour des formations (Pfeiffer, 2018).

Enfin, si les travailleurs sont capables de développer des compétences propres aux nouvelles tâches et de s'adapter à l'exigence changeante des entreprises, les emplois intégrant de nouvelles technologies ne seront pas automatiquement menacés (Bonin et *al.*, 2015).

4. L'Approche basée sur le déplacement des heures de travail

Après avoir présenté l'approche basée sur les métiers au chapitre 1, celle basée sur les tâches au chapitre 2 et des approches davantage qualitatives au chapitre 3, nous passons maintenant à une dernière approche basée sur les heures de travail.

Pour déterminer le taux de substituabilité entre travail et capital de 46 pays cibles à l'horizon 2030, chaque tâche (*activity*) a été décomposée en 18 compétences (*capability requirements*). Ces 18 compétences sont présentées dans la Figure 5.

Afin de déterminer si une tâche est automatisable ou non, les chercheurs de chez McKinsey ont analysé lesquelles de ces 18 compétences sont mobilisées pour effectuer une tâche, et quel niveau de performance est atteint dans la réalisation de cette tâche par un humain, pour le comparer au niveau de performance atteint par un automate.

Les chercheurs ont utilisé un algorithme en *machine learning* pour assigner un score allant de 1 à 4 à chacune des compétences mobilisées, dans le but d'obtenir un score global pour chaque tâche.

L'avis de plusieurs experts a ensuite permis d'entraîner l'algorithme pour la plupart des métiers. Des corrections ont été effectuées pour les cas particuliers. Par exemple, pour identifier le niveau de compétence nécessaire pour la conduite de bateau en condition extrême.

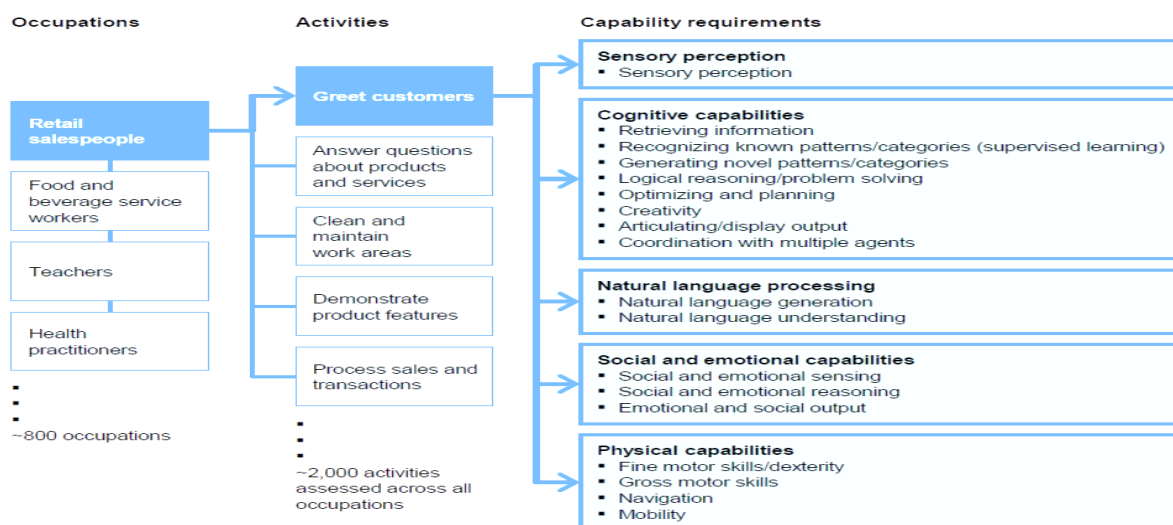


Figure 5. Démarche d'évaluation du potentiel d'automatisation d'un métier, décomposé en tâches puis en compétences (Source : MGI, 2017a)

Cette méthodologie a ensuite été répétée sur plus de 2.000 tâches que l'on retrouve au travers des 800 métiers retenus, dans 19 secteurs d'activité, provenant des bases de données O*NET de 2014 du *US Bureau of Labor Statistics* et de la Banque mondiale.

Cette structure méthodologique a par la suite été complétée par des recherches académiques, des expertises internes chez McKinsey et des avis d'experts du secteur de l'industrie.

4.1 Les tâches se regroupent en activités de travail

Afin de constituer un secteur d'activité, McKinsey a ensuite regroupé les métiers de même nature dans une seule rubrique (*job family*). Par exemple, un électricien et un soudeur se trouvent dans la rubrique « *construction and extraction* », alors qu'un contremaître et un coordinateur se trouvent dans la rubrique « *management* ». Les valeurs de ces rubriques sont tantôt additionnées, tantôt pondérées, pour obtenir une probabilité d'automatisation sectorielle. Observons à la Figure 6 que les travailleurs en « *construction and extraction* » du secteur de la construction passent 26 % de leur temps de travail à effectuer des tâches physiques imprévisibles, qui ont elles-mêmes un taux d'automatisation de 38 %.

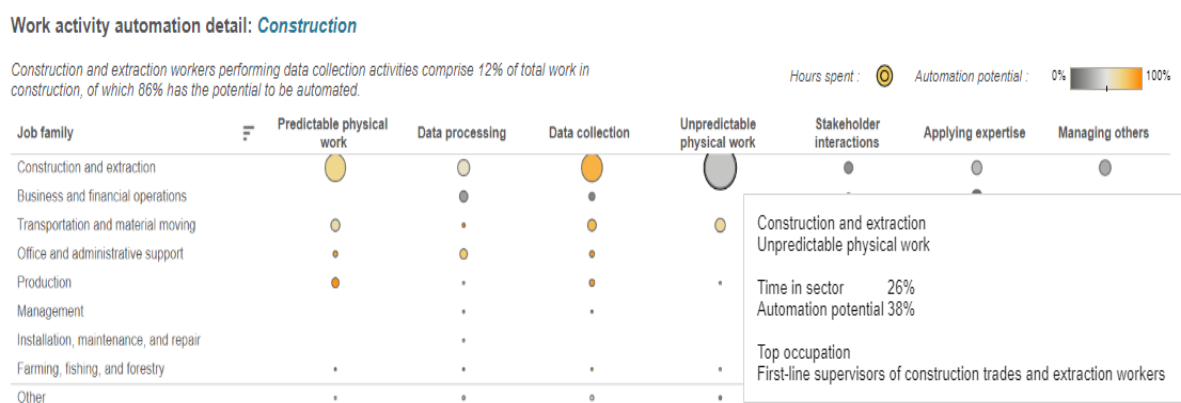


Figure 6. Potentiel d'automatisation et temps de travail nécessaire par tâches, par rubriques, constituant un secteur d'activité (Source : MGI, 2017)

McKinsey a regroupé les 2.000 tâches en sept activités de travail (*activity type*), pour en étudier le potentiel d'automatisation à l'horizon 2030 :

- 1) le travail physique prévisible (dans son rythme et son environnement) : 78 % ;
- 2) l'exploitation de données : 69 % ;
- 3) la collecte de données : 64 % ;
- 4) le travail physique imprévisible (dans son rythme et son environnement) : 25 % ;

- 5) les interactions avec les parties prenantes : 20 % ;
- 6) l'application d'une expertise : 18 % ;
- 7) le management : 9 %.

La suite de l'exemple concernant le secteur de la construction est présenté dans la Figure 7 : ce secteur emploie environ 500.000 équivalents temps plein et a une probabilité d'automatisation de 49 %. Le temps de travail physique imprévisible représente 30 % du temps de travail de ce secteur, alors que ce type de travail représente en moyenne 12 % du temps de travail dans l'économie américaine. Le développement et l'adoption technologique en 2015 prévoyait 40 % de taux d'automatisation pour le travail physique imprévisible. Par contre, la collecte de données représente 21 % du temps de travail dans ce secteur et a un potentiel d'automatisation de 77 %.



Figure 7. Potentiel d'automatisation par secteur, temps de travail par type de travail et potentiel du temps d'automatisation du type de travail (Source : MGI, 2017)

4.2 Un critère d'adoption technologique enrichi

L'apport méthodologique de McKinsey concernant l'adoption de la technologie consiste à fusionner deux facteurs identifiés par le Conseil d'Orientation pour l'Emploi français (COE) en 2017 et à en ajouter trois autres.

Pour rappel, le COE a identifié trois facteurs d'adoption technologique : (1) l'acceptation sociale, (2) l'adaptation au contexte institutionnel et réglementaire et (3) la condition de rentabilité économique (voir 1.4.3). Il ne suffit pas qu'une technologie existe pour qu'elle remplace le facteur de production travail. Il s'agit plutôt que cette nouvelle technologie soit adoptée dans le monde du travail. Pour les deux groupes de chercheurs de McKinsey,

l'acceptation sociale rejoint le facteur d'adaptation aux contextes institutionnel et réglementaire pour n'en former qu'un appelé *Regulatory and social acceptance*.

Au total, Mckinsey considère cinq facteurs affectants le rythme et le degré d'adoption technologique : (1) la faisabilité technique, (2) le coût de développement et de déploiement, (3) la dynamique du marché de l'emploi, (4) les gains économiques, et enfin (5) les lois et l'acceptation sociale. Ces cinq facteurs sont présentés dans la Figure 8.

Five factors affect the pace and extent of automation; we model using four stages

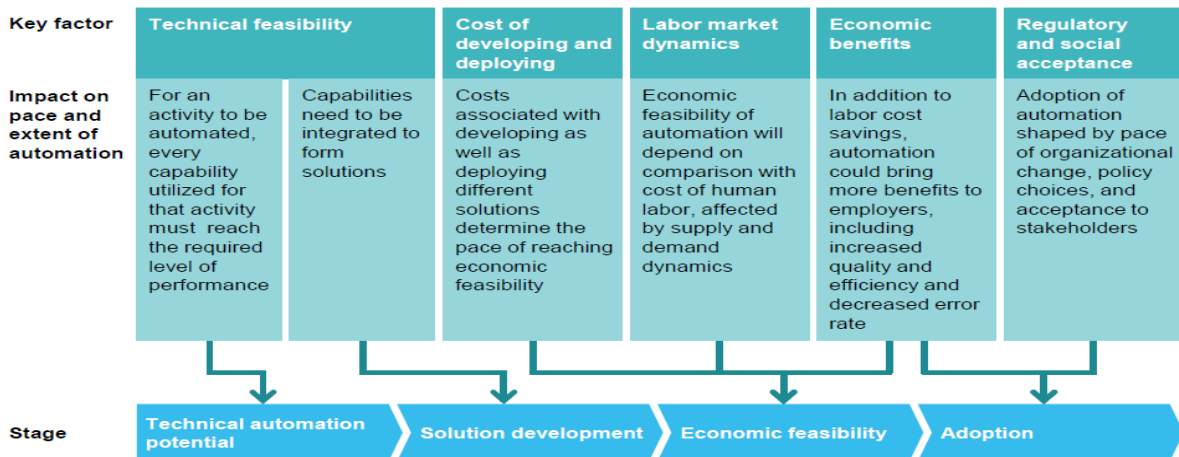


Figure 8. Cinq facteurs affectant le rythme et le degré d'automatisation, modèle en 4 étapes (Source : MGI, 2017a)

4.3 La durée de la tâche automatisée se déplace à un autre métier

Parallèlement à cela, Mckinsey a évalué le temps nécessaire à la réalisation de chaque tâche dans une semaine type, afin de distinguer quelle proportion de cette activité peut être automatisée en fonction du métier et du secteur d'activité.

Les chercheurs ont émis l'hypothèse que chaque heure de travail qui peut être automatisée aura un résultat proportionnel en perte d'emplois dans ce métier (par exemple - 10 % de soudeurs), pour être recréés dans un autre (par exemple + 10 % d'assistants sociaux). En se basant sur des données historiques, McKinsey s'attend à ce que, dans la plupart des cas, les activités devenues automatisées à l'horizon 2030 soient redistribuées dans des tâches existantes, ou bien dans des tâches encore non-inventées à ce jour.

Pour calculer les heures de travail automatisées en 2030, McKinsey multiplie le nombre de travailleurs estimés à cet horizon par le pourcentage d'adoption technologique, tout en supposant que la part de travailleurs par secteur d'activité reste la même. Il s'agit d'une

supposition conservatrice. En réalité, le mix d'occupation sera transformé par l'apparition de nouveaux métiers. Pour estimer le nombre de travailleurs en 2030, les chercheurs utilisent les projections de l'Organisation des Nations-Unies (ONU), celles de l'Organisation internationale du Travail (OIT) et enfin celles du taux de chômage naturel des pays de l'OCDE (MGI, 2017b).

Le modèle a d'abord été appliqué à la population américaine, pour ensuite être étendu aux 45 autres pays de l'échantillon, dans le but de représenter 80 % des salariés mondiaux.

4.4 Résultats de l'étude de McKinsey

Le critère d'adoption technologique, parmi d'autres, a permis à McKinsey de construire trois scénarios. Nous n'exposons que les résultats du scénario « moyen » dans ce papier.

Avec le degré de technologie actuel, les chercheurs estiment que moins de 5 % des emplois peuvent déjà être automatisés entièrement et que 60 % peuvent être automatisés à hauteur de 30 % (MGI, 2017a).

Les activités physiques prévisibles (principalement dans un environnement connu), la collecte et l'exploitation de données sont les trois activités les plus automatisables. Celles-ci représentent 51 % des tâches effectuées aux Etats-Unis et coûtent \$ 2.700 milliards en salaire.

Ensemble, la Chine, l'Inde, le Japon et les Etats-Unis comptent plus de la moitié de la masse salariale totale. Près de deux tiers des salariés de ces pays sont associés à des activités automatisables (MGI, 2017b).

La proportion de travail déplacée en 2030 sera probablement basse car des facteurs techniques, économiques et sociaux affectent l'adoption technologique. Le scénario de McKinsey suggère que 15 % des tâches en moyenne pourraient être déplacées (représentant 400 millions d'équivalents temps plein). Cette proportion varie largement à travers les pays. Les économies développées seront davantage affectées que les économies émergentes.

Entre 75 et 375 millions de travailleurs (3-14 % d'équivalents temps plein) devraient changer de secteur d'activité. En plus de cela, le métier de chaque travailleur évoluera en même temps qu'évoluera le progrès technique. Entre 8 et 9 % des emplois devraient correspondre à de nouveaux métiers.

5. Analyse comparative des différentes méthodologies

5.1 Rappel des différentes approches

En 2013, Frey et Osborne (F&O) ont mis le focus sur les métiers pour tenter d'évaluer quels types et quel volume d'emploi sont amenés à disparaître à l'horizon 2030 aux Etats-Unis, suite aux progrès de l'automatisation.

Souhaitant être plus précis et compte tenu des multiples agrégations erronées induites par cette approche, Arntz *et al.* (2016) ont quant à eux déplacé le focus sur le potentiel d'automatisation des tâches constituant les métiers de 21 pays membres de l'OCDE.

Parallèlement à cela, Nicolas Le Ru (2016) a délaissé les approches quantitatives pour étudier les avis des travailleurs en se servant des enquêtes visant à connaître les conditions de travail en France. Sabine Pfeiffer (2018) a décidé d'aller plus loin dans la démarche qualitative en observant comment le travail était effectué dans l'industrie allemande.

McKinsey (2017) s'est, pour sa part, focalisé sur les compétences et les activités de travail, ainsi que sur le déplacement des heures de travail d'un métier à l'autre.

5.2 Résumé des différentes méthodologies

L'approche de F&O a consisté à extrapoler le consensus obtenu sur 70 métiers à l'ensemble des métiers américains, contenus dans la base de données O*NET en 2010, en utilisant une fonction gaussienne customisée, dans le but d'obtenir un taux d'automatisation par métier. Ils identifient que le niveau de diplôme et le salaire ont une corrélation négative avec la probabilité d'automatisation.

Arntz *et al.* ont converti les taux d'automatisation obtenus par F&O pour les faire correspondre aux données PIACC de 2012, leur permettant d'identifier les tâches potentiellement automatisables via une fonction de régression customisée, en supposant la non-suppression de l'emploi, même si la plupart des tâches de cet emploi sont automatisées.

Le Ru s'est servi de deux questions d'enquêtes de l'Insee et de la Dares de 2013 pour estimer le potentiel d'automatisation de l'emploi français, tout en créant de moins en moins d'emplois automatisables.

Pfeiffer a d'une part retenu 18 indicateurs provenant d'une enquête comptant 17.500 répondants pour représenter l'industrie allemande, et a, d'autre part, observé environ 1.200 de ces salariés réalisant leurs activités, pour affirmer que les travailleurs de ce secteur réalisent davantage de tâches non-routinières que présupposé, diminuant par conséquent drastiquement le risque d'automatisation de leur emploi.

McKinsey a analysé 18 compétences que l'on retrouve dans les 2.000 tâches des 800 métiers retenus de la base de données américaine O*NET et de la Banque mondiale en 2014. McKinsey émet l'hypothèse que les pertes d'emploi se transféreront d'un métier à un autre, suggérant que de nombreux travailleurs verront leurs tâches déplacées, tandis que d'autres travailleurs devront changer de secteur d'activité.

Un tableau comparatif des différentes méthodologies présentées ainsi que de leurs résultats-clés est disponible dans l'Annexe 2.

5.3 Des faiblesses dans chaque méthodologie

5.3.1 Les bases de données utilisées

La faiblesse commune des études statistiques présentées réside dans l'utilisation des bases de données américaine O*NET et allemande IAB, dans lesquelles les descriptions des tâches sont floues, décrites de manière trop générales et archaïques (Pfeiffer, 2018 ; Fernandez-Macias et Hurley, 2014, cité par Pfeiffer, 2018).

Ces bases de données ont le défaut de leur qualité : en traitant des données d'ordre macroéconomiques, il leur est difficile de rendre compte de la réalité du terrain. De plus, l'agrégation d'après le seul titre de l'emploi, suppose la même proportion de tâches pour toutes les fonctions ayant un nom identique. Le titre de la fonction n'est pas un élément fiable pour agréger des métiers les uns aux autres. Les études n'utilisant que des bases de données comme *input* ont par corollaire un échantillon biaisé.

Cependant, en absence d'outils alternatifs ayant une étendue égale, ces bases de données restent probablement la meilleure option.

5.3.2 Les indicateurs d'automatisation utilisés

l'étude de F&O présente plusieurs faiblesses (voir 1.4), notamment le fait qu'une approche basée sur les métiers induit une surévaluation des emplois automatisables, le faible nombre de participants dans l'évaluation de l'automatisation des 70 métiers (extrapolés sur 702) et la confusion entre emplois automatisables et emplois délocalisables.

Malgré le souhait d'aller plus dans le détail, Arntz *et al.* ont utilisé les indicateurs d'automatisation de F&O, important par conséquent dans leur étude des catégories de données non-validées par la communauté scientifique.

5.3.3 Les hypothèses utilisées

L'hypothèse de Le Ru selon laquelle un job répétitif est « bon candidat à l'automatisation », ne prend pas en compte les goulots de l'ingénierie. Il pourrait en effet s'agir d'un emploi répétitif certes, mais qui nécessite des compétences inimitables par la machine comme c'est le cas dans le domaine de la santé mentale, comme l'empathie mobilisée dans par un thérapeute pour comprendre son patient.

5.3.4 Les questionnaires utilisés

Une autre faiblesse repose dans la subjectivité des réponses récoltées, qui sont sujettes à de multiples biais (désirabilité sociale, autocomplaisance, etc.). Il en est de même pour Pfeiffer, compte tenu de son utilisation de la base de données de l'IAB.

5.3.5 Les experts interrogés

Pour l'étude de McKinsey, tout comme pour celle de F&O, nous ne connaissons pas le nombre d'experts industriels et académiques ayant participé à leur recherche.

5.3.6 Les modèles mathématiques utilisés

De manière générale, le modèle mathématique choisi pour obtenir les résultats reste opaque dans les articles originaux. Il a fallu attendre les critiques d'autres auteurs pour comprendre la méthodologie utilisée par les auteurs.

La fonction algorithmique utilisée par McKinsey reste par exemple une inconnue.

Conclusion

Le chapitre 1 a présenté la méthodologie utilisée dans l'étude de Frey et Osborne (2013) pour les Etats-Unis, basée sur les métiers (*occupation-based approach*). Même si la méthodologie de F&O comporte de sérieux défauts – pas d'analyse concernant la création d'emploi, confusion avec l'externalisation des métiers, rythme de diffusion de la technologie surestimé, validité scientifique douteuse et diffusion médiatique fort rapide, elle a tout de même le mérite d'apporter un taux de risque introductif au sujet. Parmi les chercheurs ayant fait l'exercice pour un autre pays, les résultats sont quasi-similaires, avec un pourcentage toujours important d'emplois identifiés comme étant à haut risque d'automatisation.

L'approche basée sur les tâches (*task-based approach*) a été approfondie au chapitre 2. Elle est venue nuancer l'approche initiale basée sur les métiers. Cette approche permet non seulement de ne pas prendre comme hypothèse que la structure des tâches est la même dans chaque pays, mais aussi de rendre au travail plus d'exactitude dans sa réalité de terrain.

Le chapitre 3 a montré des études utilisant des données plus qualitatives. Celles-ci permettent de tenir compte de la transformation des métiers, qui deviennent de moins en moins automatisables, à cause du degré de technologie adopté. Les travailleurs sont en fait aptes à gérer le changement, la complexité et les impondérables, plus que ce qu'on pourrait le penser. La question n'est donc pas de connaître les tâches potentiellement automatisables dans le futur, mais plutôt comprendre comment le potentiel spécifique du travail « vivant » peut être reconnu et utilisé pour des formations (Pfeiffer, 2018). En effet, si les travailleurs sont capables de développer des compétences propres aux nouvelles tâches et de s'adapter à l'exigence changeante des entreprises, les emplois intégrant de nouvelles technologies ne seront pas automatiquement menacés (Bonin *et al.*, 2015).

Le chapitre 4 a présenté une dernière étude basée sur le déplacement des heures de travail, et conclu qu'entre 75 et 375 millions de travailleurs devraient changer de secteur d'activité. Il semblerait qu'à ce jour, moins de 5 % des emplois peuvent déjà être automatisés entièrement et que 60 % peuvent être automatisés à hauteur de 30 %.

Le chapitre 5 a ensuite permis de comparer les avantages et les inconvénients des différentes méthodologies.

A part les conclusions très différentes de F&O (47%), toutes les autres études arrivent à un taux d'emplois automatisables d'un même ordre de grandeur (entre 5% et 15%). Ceci reste remarquable compte tenu des méthodologies très différentes utilisées.

Bien que l'automatisation et la digitalisation ne vont probablement pas détruire un nombre si important d'emplois que pourraient laisser penser des études comme celle de Frey et Osborne, les travailleurs peu qualifiés risquent quand même de subir le plus ce changement, puisque la substituabilité de leur emploi par des machines est la plus élevée. Le challenge pour le futur est donc d'éviter l'augmentation des inégalités sociales, et de fournir assez de formations ou de réorientations pour ces travailleurs.

Il est donc nécessaire de se concentrer sur les inégalités potentielles et les besoins de (nouvelles) formations, que certains changements technologiques pourraient engendrer, plutôt que considérer une menace générale de chômage que les progrès technologiques pourraient de manière peu probable causer.

Bibliographie

- Arntz, M., Gregory, T. et Zierahn, U. (2016), « The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries : A Comparative Analysis », Documents de travail de l'OCDE sur les questions sociales, l'emploi et les migrations, n° 189, Éditions OCDE, Paris, <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>.
- Autor D. (2015). Why are there still so many jobs ? The History and Future of Workplace Automation, *Journal of Economic Perspectives*, volume 29, numéro 3.
- Autor D. (2016). *Will automation take away all our jobs?*, en ligne : https://www.ted.com/talks/david_autor_will_automation_take_away_all_our_jobs?language=fr#t-78620 (consulté le 25/02/2020).
- Bonin H., Gregory, T. et Zierahn, U. (2015). Übertragung der Studie von Frey/Osborne auf Deutschland. Bundesministerium für Arbeit und Soziales, Forschung Bericht 455, Berlin, en ligne : ftp://ftp.zew.de/pub/zew-docs/gutachten/Kurzexpertise_BMAS_ZEW2015.pdf (consulté le 9/04/2020).
- Bowles, J. (2014). *Chart of the Week : 54% of EU jobs at risk of computerization*. Blog Post, Bruegel, Juillet, en ligne : <https://www.bruegel.org/2014/07/chart-of-the-week-54-of-eu-jobs-at-risk-of-computerisation/> (consulté le 19/04/2020).
- Brzeski, C. et Burg, I. (2015). *Die Roboter kommen. Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt*, ING DiBa Economic Research, en ligne : <https://ingwb.de/media/1398074/ing-diba-economic-research-die-roboter-kommen.pdf> (consulté le 09/04/2020).
- Cole, A., De D. et Stewart, I. (2015). *Technology and people : The great job-creating machine*. Rapport, Deloitte, en ligne : <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/uk/Documents/finance/deloitte-uk-technology-and-people.pdf> (consulté le 27/4/2020).
- Conseil d'orientation pour l'emploi. (2017). *Automatisation, numérisation et emploi*. Rapport du Conseil d'orientation pour l'emploi, en ligne : https://www.strategie.gouv.fr/sites/strategie.gouv.fr/files/atoms/files/coe-synthese-tome_1-automatisation-numerisation-emploi-janvier-2017.pdf (consulté le 25/03/2020).

- Dorn, D. (2016). La montée en puissance des machines : comment l'ordinateur a changé le travail. *Revue française des affaires sociales*, 1, 35-63, en ligne : <https://www.cairn.info/revue-francaise-des-affaires-sociales-2016-1-page-35.htm> (consulté le 30/04/2020).
- Frey, C.B. et Osborne, M. (2013). The future of employment : how susceptible are jobs to computerization ? , Oxford Martin School Working paper, Oxford, Oxford University, en ligne : https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf (consulté le 20/03/2020).
- International Federation of Robotics, (2019). *Industrial Robots: Robot Investment Reaches Record 16.5 billion USD*, IFR Press Releases, en ligne : <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/robot-investment-reaches-record-16.5-billion-usd> (consulté le 13/05/2020).
- Le Ru, N. (2016) « L'effet de l'automatisation sur l'emploi », *France Stratégie*, en ligne : <https://www.strategie.gouv.fr/sites/strategie.gouv.fr/files/atoms/files/na-49-automatisation-emploi.pdf> (consulté le 2 mars 2020).
- Ledent, P. et Baert, A. (2015). La révolution technologique en Belgique, Banque ING, en ligne : <https://about.ing.be/A-propos-dING/Press-room/Press-article/La-revolution-technologique-en-Belgique.htm> (consulté le 22/03/2020).
- MGI (2017a). *A future that works : automation, employment, and productivity*. McKinsey Global Institute, janvier 2017.
- MGI (2017b). *Jobs lost, jobs gained : workforce transitions in a time of automation*. McKinsey Global Institute, décembre 2017.
- Morisse, T. (2017). *Métiers menacés par l'IA : 4 ans après l'étude d'Oxford, le verdict*, Insights, Fabernovel, 30/10/2017, en ligne : <https://www.fabernovel.com/fr/insights/economie/metiers-menaces-par-l-ia-4-ans-apres-l-etude-d-oxford-le-verdict> (consulté le 15/05/2020).
- Pajarinen, M. et Rouvinen, P. (2014). Computerization Threatens One Third of Finnish Employment. ETLA Brief, No. 22, en ligne : <https://www.etla.fi/wp-content/uploads/ETLA-Muistio-Brief-22.pdf> (consulté le 12/04/2020).

- Pfeiffer, S. (2018). The future of employment on the shop floor : Why production jobs are less susceptible to computerization than assumed. *International Journal for Research in Vocational Education and Training (IJRVET)*. Vol.5, 3, 208-225. (consulté le 25/02/2020) DOI: 10.13152/IJRVET.5.3.4
- Piraina, A. (2016). Quels sont les emplois les plus menacés par les machines ? *Numérama*. en ligne : <https://www.numerama.com/tech/141679-skynet-quels-sont-les-emplois-les-plus-menaces-par-les-machines.html> consulté le (28/04/2020).
- Pratt, G.A. (2015). *Is a Cambrian Explosion Coming for Robotics ?*, *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29, No. 3, pp. 51-60, American Economic Association, en ligne : <https://pubs.aeaweb.org/doi/pdfplus/10.1257/jep.29.3.51> (consulté le 20-04-2020).
- Roland Berger. (2014). *Les classes moyennes face à la transformation digitale*. Rapport, Roland Berger, en ligne : https://www.rolandberger.com/publications/publication_pdf/les_classes_moyennes_face_la_transformation_digitale_roland_berger.pdf (consulté le 16/04/2020)
- Statista (2020). *Nombre de personne employées aux Pays-Bas entre 2010 et 2018*, en ligne : <https://fr.statista.com/statistiques/799001/pays-bas-population-active/> (consulté le 25/05/2020).
- Valenduc, G. (2016). *Les nouveaux robots vont-ils dévorer nos emplois ?*, Note d'éducation permanente, TFU, en ligne : <http://www.ftu.be/index.php/publications/technologie-et-societe/168-les-nouveaux-robots-vont-ils-manger-nos-emplois> (consulté le 2/04/2020).

Annexe 1 : Résultats des études similaires à celle de Frey et Osborne

Nous allons passer en revue les résultats des études effectuées pour les Pays-Bas, la Finlande, l'Allemagne, la France et la Belgique d'après la méthodologie de Frey et Osborne (F&O). Nous énumérerons ensuite le taux de risque d'automatisation de l'emploi calculé pour d'autres pays européens, provenant d'une étude plus globale réalisée par l'OCDE.

Pays-Bas

Les consultants de Deloitte au Pays-Bas, Schattorie, Jong, Fransen et Vennemann (2014), ont apporté une nuance à leur conclusion en utilisant une fourchette : entre 2 à 3 millions d'emplois hollandais comportent un haut risque d'automatisation pour l'horizon 2030. Cela représente de **20 à 35% des emplois hollandais** en 2014 (Statista, 2020). Schattorie *et al.* identifient les mêmes catégories à risque que F&O : les emplois administratifs, comptables, les ouvriers de montage et les conducteurs de véhicules sont les plus exposés. Le secteur de la vente est le plus touché, étant donné qu'il possède le plus gros volume de travailleurs à risque. Les 15-25 ans rejoignent ce groupe à haut risque compte tenu de la simplicité des tâches réalisées lors des jobs étudiants.

Finlande

Pajarinen et Rouvinen (2014), membres du *Research Institute of the Finnish Economy*, sont parvenus à couvrir 92 % de l'emploi national dans leur échantillon. Ils ont conclu que **35 % des emplois finlandais** ont une forte probabilité d'être automatisés (automatisation supérieure à 70 %). Ces chercheurs ont ajouté une nuance quant à la méthodologie utilisée : l'approche de F&O ne prend en compte ni le contenu des tâches (alors que celui-ci est en adaptation permanente avec son contexte), ni les forces sociétales (comme les lois, les valeurs, les habitudes, etc.) qui freinent l'adoption de la technologie. Ils ont également souligné que les craintes d'un chômage de masse dû à la technologie ne se sont jamais matérialisées, alors que plusieurs révolutions industrielles se sont déjà succédées.

Allemagne

En Allemagne, les économistes Brzeski et Burg (2015), travaillant pour ING, ont reconstitué un échantillon représentant 81 % des actifs allemands. Ils ont estimé que **59 % des emplois allemands** étaient menacés (automatisation supérieure à 70 %). Leurs résultats sont similaires à ceux de F&O : les emplois les moins concernés par une forte automatisation sont ceux des cadres, des universitaires, des scientifiques et des professions créatives. Cette transposition méthodologique permet de connaître l'avis de Brzeski et de Burg sur les résultats qu'ils ont obtenus : d'après eux, il n'y aura pas de perte brutale d'emploi. Ils considèrent que la transition sera lente, que de nombreux emplois seront créés et que le marché de l'emploi se structurera davantage vers des activités informatiques.

France

Le cabinet de conseil en stratégie Roland Berger a estimé en 2014 que **42 % des emplois français** présentent une haute probabilité d'automatisation (> 70 %) à l'horizon 2025. Toujours en accord avec les résultats de F&O, Roland Berger a précisé que le critère de la tâche répétitive est déterminant dans l'automatisation d'un métier, et que les emplois intellectuels sont tout aussi concernés que les emplois manuels. Faisant référence aux trois goulots d'étranglement de l'ingénierie, il a confirmé que les tâches épargnées sont celles qui nécessitent de la créativité ou de l'intelligence sociale. Le cabinet de conseil a également rassuré sur le taux obtenu, en soulignant qu'il s'agit de mesurer un risque et que tout le potentiel d'automatisation ne se réalisera pas.

Belgique

Et pour finir, en 2015, ING a également demandé à deux de ses économistes d'étudier la question pour la Belgique. Il ressort que **35 % des emplois belges** ont une forte probabilité d'automatisation (> 70 %) (Ledent et Baert, 2015).

Au niveau de l'Union européenne

Bowles (2014) a étudié ce risque pour le compte du Think Tank Bruegel – Centre de réflexion pro-européen. En moyenne, Bowles a conclu que **54 % des emplois européens** sont menacés par une forte automatisation. Cependant, il constate que les pays de l'est et du sud de l'Europe seront davantage touchés (Roumanie : 62 % ; Portugal : 59 % ; Croatie : 58 % ; Grèce, Italie, Pologne et Bulgarie : 56 % ;

Espagne : 55 %) que les pays d'Europe de l'ouest et du nord (Irlande : 48 % ; Royaume-Uni : 47 % ; Suède : 46 %) (cf. Figure 10).

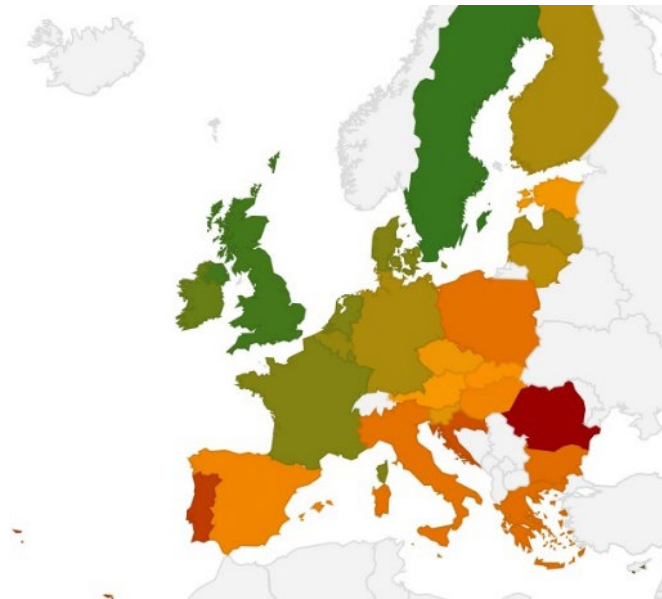


Figure 9. Probabilité d'automatisation de l'emploi dans l'Union Européenne (Source : Bowles, 2014)

Les études retenues présentent des résultats homogènes, mais suscitent un étonnement déjà relevé par Pajarinen et Rouvinen (2014) : le degré d'adoption technologique d'un pays ne semble pas avoir d'impact sur le taux d'automatisation de l'emploi. Pour appuyer cette hypothèse, nous pouvons observer la proportion de robots industriels en fonction en Allemagne, face à ceux en fonction en France. L'Allemagne possédait 338 unités industrielles pour 10.000 habitants en 2018, soit 2 fois plus qu'en France (154) (International Federation of Robotics, 2018).

Annexe 2 : Tableau comparatif des différentes méthodologies

	<i>Frey & Osborne</i>	<i>OCDE</i>	<i>Nicolas Le Ru</i>	<i>Sabine Pfeiffer</i>	<i>McKinsey Global Institute</i>
<i>Date</i>	Septembre 2013	Juin 2016	Juillet 2016	Novembre 2018	Décembre 2017
<i>Focus</i>	Métiers	Tâches	Enquêtes	Tâches et enquêtes	Activités du travail
<i>Spectre d'analyse</i>	Marché de l'emploi américain	21 pays membres de l'OCDE	Marché de l'emploi français	Marché de l'emploi allemand	46 pays représentant 80 % de l'emploi mondial
<i>Approche</i>	Evaluation de 70 métiers extrapolés sur le reste du spectre d'analyse, via une courbe gaussienne customisée.	Estimation de l'automatisation des tâches, basée sur les indicateurs d'automatisation de F&O et des données PIAAC via une régression customisée	Estimation des emplois automatisables d'après les enquêtes sur les conditions de travail de l'Insee et la Dares	Quantification des activités routinières et non-routinières par observation et par analyse des données IAB	Désagrégation de +800 métiers en +2000 tâches et cotation d'après 18 compétences via un algorithme en <i>machine learning</i> personnalisé. Analyse sur le temps nécessaire à chaque activité

**Résultats
clés**

<p>47 % des emplois américains présentent un haut risque d'automatisation à l'horizon 2030 ;</p> <p>Le niveau de diplôme et le salaire ont une corrélation négative avec la probabilité d'automatisation.</p>	<p>En moyenne, 9 % de l'emploi des 21 pays sont automatisables ;</p> <p>Des différences notables sont rencontrées : de 6 % pour la Corée du sud à 12 % pour l'Allemagne.</p>	<p>15% des salariés français occupent un emploi automatisable ;</p> <p>L'emploi est de moins en moins automatisable.</p>	<p>9 % de l'emploi allemand est automatisable ;</p> <p>Les activités non-routinières sont centrales dans les industries hautement automatisées.</p>	<p>Moins de 5 % des emplois mondiaux peuvent être automatisés entièrement ;</p> <p>Les pertes d'emploi se transféreront d'un métier à un autre.</p> <p>60 % des métiers ont au moins 30 % d'activités automatisables ;</p> <p>Les activités automatisables concernent 1,1 milliard de travailleurs et \$15.800 milliards en salaire ;</p> <p>L'automatisation peut apporter une hausse de productivité de 0,8-1,4 % chaque année.</p>
---	--	--	---	---

<i>Faiblesses</i>	Données issues d'O*NET ; L'approche basée sur les métiers induit une surévaluation des emplois automatisables ; Nombre d'experts participants très faible ; Addition des emplois fortement automatisables avec les emplois délocalisables ; Suppose que le mix d'emplois par secteur restera le même	Indicateurs d'automatisation provenant de F&O.	Repose sur la subjectivité des participants ; Peu de réponses utilisées dans les résultats ; Doute sur la véracité de l'hypothèse ; Pas de projection dans le futur.	Données issues de l'IAB.	Données issues d'O*NET ; Méthode de conversion des codes SOC pour l'extrapolation à l'international inconnue ; Nombre d'experts industriels et académiques participant inconnu ; Pas d'information sur la fonction algorithmique utilisée ; Suppose que le mix d'emplois par secteur restera le même
-------------------	--	--	---	--------------------------	--

Partie II

Volume et structure de l'emploi à l'ère de

l'industrie 4.0 :

Quelles compétences pour demain ?

Promotrice : Stéphanie Coster

Table des matières

Introduction	1
1. L'économie digitale et l'industrie 4.0	2
1.1 Principales caractéristiques de l'industrie 4.0	2
1.2 Les technologies disruptives de l'industrie 4.0	3
1.3 Effets de la digitalisation sur le marché de l'emploi	3
Flexibilisation et intensification du travail.....	4
Apparition de nouvelles formes d'emploi.....	4
Effet sur le volume de l'emploi.....	4
Effet sur la structure de l'emploi.....	5
Transformation des métiers	5
Effritement de la classe moyenne.....	6
2. La digitalisation : quels enjeux en termes de compétences ?.....	7
2.1 Quelques notions en matière de compétence.....	7
La notion de compétence.....	7
La notion de compétence numérique (<i>techno skill</i>)	8
La notion de compétence transversale (<i>soft skill</i>)	8
Classification des compétences du Conseil de l'Union européenne	8
Classification des compétences de l'OCDE (PIAAC).....	9
Classification des compétences du McKinsey Global Institute (MGI).....	9
Concordance entre les différents systèmes de classification.....	10
2.2 Evolution des tâches durant ces cinquante dernières années.....	12
2.3 Perspectives d'évolution de la demande en compétences à l'horizon 2030.....	13
2.4 Des compétences différentes selon les secteurs d'activité	14
Compétences physiques et manuelles	15
Compétences cognitives de base	15
Compétences cognitives avancées	16

Compétences sociales et émotionnelles (<i>soft skills</i>).....	17
Compétences technologiques	17
3. Les softs skills et les techno skills à la loupe	19
3.1 Les compétences technologiques.....	19
3.2 Les soft skills	20
4. Des pistes de solutions pour le <i>skills gap</i>	22
4.1 Limiter le <i>skills gap</i> par la gestion des ressources humaines	22
4.2 Les pouvoirs publics peuvent donner l’impulsion.....	24
4.3 ... pour intégrer ces nouvelles compétences dans l’enseignement.....	25
Conclusion.....	27
Bibliographie.....	29
Annexe 1 : Principales caractéristiques des trois premières révolutions industrielles.....	36
Annexe 2 : Principales technologies disruptives de l’industrie 4.0.....	37
L’intelligence artificielle, le <i>machine learning</i> et le <i>deep learning</i>	37
Le <i>big data</i> et le <i>data mining</i>	38
Le <i>cloud</i> et le <i>cloud computing</i>	38
L’internet des objets	39
Les réalités virtuelle et augmentée	39
La « cobotique » et la robotique apprenante et mobile	40
Annexe 3 : Analyse de la demande en compétences par secteur	41
Le secteur bancaire et des assurances	41
Le secteur de l’énergie (incluant le minage, le pétrole et le gaz).....	43
Le secteur des soins de santé.....	44
Le secteur de la vente	45
Le secteur de la production	46

Table des illustrations

Figure 1. Evolution de la demande en type de tâche sur le marché du travail américain entre 1960 et 2009 (source : WEF, 2015).....	12
Figure 2. Evolution de la demande en compétences aux Etats-Unis et en Europe de l'ouest, en pourcentage d'heures prestées pour la période 2016 et 2030 (source : MGI, 2018a)	13
Figure 3. Services financiers : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018) ...	41
Figure 4. Banque et assurance : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a).....	42
Figure 5. Energies : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018).....	43
Figure 6. Energie : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)	43
Figure 7. Soins de santé : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018).....	44
Figure 8. Soins de santé : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)	44
Figure 9. Vente : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018).....	45
Figure 10. Vente : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)	45
Figure 11. Production : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)	46

Introduction

L'industrie 4.0 consiste en une automatisation des tâches et une mise en réseau des industries. Celle-ci pose la question quant à l'avenir de l'emploi tel que nous le connaissons aujourd'hui. En effet, l'émergence de nouvelles technologies peut faire craindre un chômage de masse. La fréquence d'apparition plus importante de celles-ci durant ces dernières années entraîne en tout cas une plus grande inadéquation entre l'offre et la demande d'emploi, et plus précisément entre les compétences proposées et recherchées (*skills gap*).

Jusqu'à présent, productivité et emploi avaient toujours été corrélés positivement. Alors qu'actuellement, la première n'est plus synonyme de stimulation du deuxième, au contraire. De plus, le PIB d'un pays était également corrélé positivement au nombre de personnes en emploi dans ce pays. On observe maintenant que pour certains d'entre eux, le PIB continue à augmenter, alors que la proportion de personnes en emploi diminue (Rifkin, 2014a). On pourrait assister à une croissance sans emplois (Degryse, 2016).

Malgré tout, bien que cette crainte soit compréhensible, elle est à relativiser. Les trois révolutions industrielles précédentes n'ont en effet pas causé de chômage de masse. Il reste cependant important de s'intéresser aux compétences requises par l'industrie 4.0, afin de ne pas subir les transformations engendrées par celle-ci, mais au contraire de prendre les devants pour veiller à l'adéquation entre offre et demande d'emploi. Dès lors, quelles seront les compétences recherchées demain ? Et dans un monde de plus en plus informatisé et robotisé, qu'en est-il des compétences typiquement humaines (*soft skills*) ?

Le premier chapitre rappelle les caractéristiques de l'industrie 4.0 et énumère les principales technologies ayant provoqué cette quatrième révolution industrielle. L'accent est également mis sur les effets de la digitalisation sur le marché du travail. Passé cette mise en contexte de l'économie digitale, le chapitre 2 aborde la notion de compétence et ses différentes classifications, avant de présenter d'une part l'évolution des tâches durant ces cinquante dernières années et d'autre part, les perspectives d'évolution de la demande en compétences à l'horizon 2030 pour l'industrie 4.0. Une revue de la demande en compétences pour différents secteurs d'activité est également proposée. Le chapitre 3 se concentre ensuite sur la place des compétences technologiques et des compétences transversales dans le monde de demain. Enfin, le chapitre 4 évoque la problématique du *skills gap*, et passe en revue plusieurs pistes de solution afin de réduire celui-ci, que ce soit au niveau des entreprises (ressources humaines), des pouvoirs public ou de l'enseignement.

1. L'économie digitale et l'industrie 4.0

La digitalisation est un phénomène de mutation, lié à l'essor du numérique et de l'internet, qui impacte toutes les sphères de notre société. Dans ce papier, nous nous intéresserons plus particulièrement à la branche économique de la digitalisation, également appelée « économie digitale ».

Malgré l'absence de consensus sur les principes fondateurs de l'économie digitale (Degryse, 2016), cinq caractéristiques ressortent nettement : (1) L'information numérisée est une ressource économique et stratégique. (2) Via l'utilisation des nouvelles technologies, il est attendu des rendements croissants et des coûts marginaux proches de zéro. (3) De nouveaux *business models* émergent suite à l'économie de plateformes et celle des marchés à plusieurs versants (4) Le modèle de production de biens et services – l'industrie 4.0 – évolue vers la mise en réseau des capacités productives, la personnalisation des biens et services, la fragmentation mondiale des chaînes de valeur et l'apparition du « prosommateur »¹. (5) L'économie digitale entraîne un changement dans la rentabilité des investissements technologiques : le coût du matériel et du logiciel décroît fortement, alors que leurs performances s'améliorent (Valenduc et Vendramin, 2016).

La première section de ce chapitre présente les principales caractéristiques de cette industrie 4.0². La seconde section énumère les principales technologies fondatrices de ce nouveau modèle de production de biens et de services³. Enfin, la troisième section explique quelques effets de la digitalisation sur le marché du travail.

1.1 Principales caractéristiques de l'industrie 4.0

La quatrième révolution industrielle – l'industrie 4.0 – se caractérise par l'utilisation de l'internet des objets, de systèmes de production cyber-physiques (systèmes autonomes de robotique avancée) et de machines apprenantes. Elle désigne la mise en réseau et la numérisation de l'industrie.

Chaque intervenant de l'entreprise – humain ou non, génère instantanément des données concernant des paramètres comme la température, la pression ou encore la position. L'intervenant non-humain regroupe d'une part les systèmes cyber-physiques, qui interagissent

¹ Un « prosommateur » est à la fois producteur et consommateur du même bien ou service.

² Un rappel des trois premières révolutions industrielles se trouve à l'Annexe 1.

³ Une définition plus détaillée de chacune de ces technologies se trouve à l'Annexe 2.

physiquement et indépendamment en fonction des données qu'ils reçoivent, traitent et partagent ; et d'autre part, des capteurs intelligents de type RFID⁴ ou NFC⁵, qui n'ont pas de capacité d'interaction physique. Ces intervenants communiquent simultanément dans la zone de production, sur la chaîne de montage, dans la chaîne logistique, avec l'ERP⁶ ou encore dans le lieu de travail occupé par des intervenants humains.

Le partage d'information facilite l'adaptation de l'outil de production en fonction des différents besoins, permettant la personnalisation du produit manufacturé. Le prix de ce produit personnalisé équivaut alors à celui d'un produit issu d'une production de masse classique. En termes de profit, les industriels qui investissent dans cette nouvelle organisation du travail prévoient des gains de productivité de 27 % au cours des cinq prochaines années, c'est-à-dire une augmentation sept fois plus rapide que depuis 1990 (Capgemini, 2017).

1.2 Les technologies disruptives de l'industrie 4.0

Différents auteurs ont tenté de cartographier les technologies disruptives de l'industrie 4.0. McKinsey (2013), le World Economic Forum (2016), Valenduc et Vendramin (2016), la Commission européenne (2016, cité par Peña-Casas, Ghailani et Coster, 2018), ou encore PwC (2020) arrivent à un consensus sur un ensemble de nouvelles technologies que nous définissons dans l'Annexe 2. Il s'agit (1) de l'intelligence artificielle, du *machine learning* et du *deep learning* ; (2) du *big data* et du *data mining* ; (3) du *cloud* et du *cloud computing* ; (4) de l'internet des objets ; (5) des réalités virtuelle et augmentée ; et (6) de la cobotique et de la robotique apprenante et mobile.

1.3 Effets de la digitalisation sur le marché de l'emploi

La digitalisation de l'économie est un phénomène observable depuis plusieurs décennies. Il s'agit d'une révolution de l'économie et du travail, qui conduit à une automatisation des tâches et des processus complexes, tout en tertiarisant une partie importante de l'économie. Cette révolution est aussi bien porteuse de risques que de progrès.

Au-delà de la question des compétences demandées par le « nouveau » marché du travail (qui sera abordée au chapitre 2 : « La digitalisation : quels enjeux en termes de compétences ? »), il

⁴ *Radio Frequency Identification* : étiquette d'identification

⁵ *Near Field Communication* : technologie de communication de proximité sans fil

⁶ *Enterprise Resource Planning* : parfois appelé PGI pour Progiciel de Gestion Intégré

convient de considérer auparavant quelques impacts de la digitalisation sur le marché de l'emploi et sur la condition des travailleurs.

Flexibilisation et intensification du travail

La digitalisation expose les travailleurs – notamment européens – à davantage de flexibilisation et d'intensification du travail. Elle met non seulement en réseau les moyens matériels de production, mais également les moyens humains de production. En effet, les outils digitaux entraînent l'obligation d'être constamment connecté et disponible, ceci pouvant entraîner des effets psychosociaux négatifs comme le stress ou le *burn out* (Peña-Casas, Ghailani et Coster, 2018).

Apparition de nouvelles formes d'emploi

De nouvelles formes d'emploi apparaissent. Le travail atypique – différent du contrat salarial à durée indéterminée et à temps plein – augmente et n'est plus un phénomène marginal. L'une d'elles est le *crowd working*, c'est-à-dire faire appel à une multitude de personnes pour réaliser une tâche (Valenduc et Vendramin, 2016). Apparaissent également le travail par l'intermédiaire de plateformes numériques, le travail à la demande ou les contrats « zéro heure », ainsi que différentes formes de travail indépendant (OCDE, 2019b).

Les nouvelles formes de travail impactent la formation des rémunérations, la qualité de l'emploi et les conditions de travail (Valenduc et Vendramin, 2016). Un travailleur sur sept est indépendant, et un salarié sur neuf est en contrat temporaire dans 29 pays de l'OCDE (OCDE, 2019b), augmentant le risque de précarité (Castel, 2011).

Effet sur le volume de l'emploi

L'avenir du volume de l'emploi est perçu de plusieurs manières⁷. Pour Frey et Osborne (2013), 47 % des emplois américains sont exposés à un risque élevé d'automatisation (plus de 70 % des tâches automatisables). Pour Arntz *et al.* (2016), cette proportion retombe à 9 %. France Stratégie identifie que 15 % des salariés français occupent un emploi automatisable, mais surtout que l'emploi est de moins en moins automatisable (Le Ru, 2016). En Allemagne, 9 %

⁷ Une comparaison des différentes méthodologies utilisées pour calculer le volume de l'emploi à l'horizon 2030 est proposée dans le papier complémentaire à celui-ci.

de l'emploi est automatisable et il apparaît que les activités non-routinières sont centrales dans les industries hautement automatisées, rendant toute leur importance aux travailleurs peu qualifiés, les écartant d'un risque de chômage de masse (Pfeiffer, 2018). Et enfin, parmi les pays membre de l'OCDE, 14 % des emplois sont exposés à un risque élevé d'automatisation (plus de 70 % des tâches automatisables) et 32 % des emplois pourraient être profondément transformés (OCDE, 2019b). La disparition de l'emploi semble peu probable. Cependant, la digitalisation entraîne des mutations structurelles et profondes qui semblent inévitables, et elle poussera de nombreux travailleurs à travailler autrement, et d'autres à une reconversion professionnelle, étant donné que la digitalisation crée aussi de nombreux emplois.

Effet sur la structure de l'emploi

L'avenir de la structure de l'emploi tend vers une diminution des métiers requérant des compétences manuelles et physique et des compétences cognitives de bases au profit des métiers nécessitant des compétences sociales et émotionnelles et technologiques (MGI, 2018a). On constate sur la période 2013-2017 que le métier d'assistant administratif fait partie des trois emplois les moins recherchés⁸, alors que des métiers comme « développeur de programme » ou encore celui d'« administrateur réseau » font partie des plus recherchés (WEF, 2018). C'est d'ailleurs la structure de l'emploi qui sera la plus impactée comparativement à la variation du volume de l'emploi, avec des incidences plutôt positives pour le secteur des services et plutôt négatives pour les secteurs industriels (Valenduc et Vendramin, 2016).

Transformation des métiers

Il est nécessaire de garder en tête l'importance de la transformation des métiers. Les travailleurs sont aptes à gérer le changement, la complexité et les impondérables, plus que ce qu'on pourrait le croire (Pfeiffer, 2018). En effet, si les travailleurs sont capables de développer des compétences propres aux nouvelles tâches et de s'adapter à l'exigence changeante des entreprises, les emplois intégrant de nouvelles technologies ne seront pas automatiquement menacés (Bonin *et al.*, 2015). Il n'est donc pas étonnant qu'un métier puisse se transformer au point de ne plus correspondre à ce qu'il était auparavant. Prenons l'exemple d'un guichetier de

⁸ Données d'enquête basées sur un échantillon de 313 entreprises d'économies développées et émergentes (Allemagne, Argentine, Australie, Brésil, Chine, France, Inde, Indonésie, Japon, Mexique, Philippines, Fédération de Russie, Singapour, Afrique du Sud, Corée du sud, Suisse, Thaïlande, Royaume-Uni, États-Unis et Vietnam), comptabilisant 15 millions de travailleurs tous secteurs confondus, et représentant 70 % du PIB mondial.

banque qui avait comme principale tâche la distribution d'espèce au client, alors qu'aujourd'hui, il est davantage un *sales representative* qui établit des relations de confiance avec lui (Autor, 2016).

Effritement de la classe moyenne

Un consensus semble s'être dégagé sur l'atteinte d'un point d'inflexion quant au phénomène de digitalisation. Le marché du travail de demain sera davantage polarisé, avec une classe moyenne qui s'effrite, une augmentation des travailleurs à bas revenus, et une minorité de travailleurs à haut revenus (Degryse, 2016 ; OCDE, 2019b). Il a d'ailleurs été établi que les aptitudes croissantes de la technologie sont un moteur de la polarisation des emplois (Goos, Manning et Salomons, 2014, cité par OCDE, 2018b).

2. La digitalisation : quels enjeux en termes de compétences ?

Après avoir défini la digitalisation et les conséquences de celle-ci sur le marché de l'emploi au chapitre 1, le deuxième chapitre se concentre sur les compétences qui sont et seront recherchées dans l'économie digitale. La première section survole quelques notions en matière de compétences, ainsi que différentes classifications de celles-ci. La deuxième section présente l'évolution des tâches durant ces cinquante dernières années sur le marché du travail (américain), afin de mieux comprendre la demande en compétences. La troisième section présente du coup une approche globale des perspectives d'évolution de la demande en compétences à l'horizon 2030 (pour les Etats-Unis et l'Europe de l'ouest). Tandis que la quatrième et dernière section propose une approche sectorielle de celle-ci.

2.1 Quelques notions en matière de compétence

La notion de compétence est en débat depuis de nombreuses années. Il n'y a pas de consensus au sein des différentes disciplines utilisant cette notion (pédagogie, psychologie, ergonomie, etc.). C'est pourquoi nous nous attacherons d'abord à définir le concept de compétence (et de compétence transversale), ainsi que différentes classifications que l'on peut en faire.

La notion de compétence

« Une compétence est un ensemble intégré et fonctionnel de savoirs, savoir-faire, savoir-être et savoir devenir qui permettront, face à une catégorie de situations, de s'adapter, de résoudre des problèmes et de réaliser des projets. » (Postiaux, Bouillard et Romainville, 2010).

Le Boterf (2017) ajoute des aspects supplémentaires concernant la capacité d'agir dans une famille de situations : le sujet crée et mobilise une combinaison de ressources aussi bien internes (propres à l'individu) qu'externes (propres à son environnement) lors de la mobilisation d'une compétence.

Une compétence s'acquiert, s'exprime et s'évalue dans l'action. Notons aussi que celle-ci n'est pas une capacité innée mais qu'elle est le fruit d'un apprentissage et de l'implication du sujet dans l'action.

De plus, une compétence est susceptible d'obsolescence si elle n'est pas régulièrement mobilisée, en particulier dans des situations qui se transforment rapidement.

La notion de compétence numérique (*techno skill*)

La compétence numérique implique l'usage sûr et critique des technologies de la société de l'information au travail, dans les loisirs et la communication. La condition préalable est la maîtrise des technologies de l'information et de la communication (TIC) : l'utilisation de l'ordinateur pour obtenir, évaluer, stocker, produire, présenter et échanger des informations, et pour communiquer et participer via l'internet à des réseaux de collaboration (Conseil de l'UE, 2018).

La notion de compétence transversale (*soft skill*)

Les compétences transversales (aussi appelées sociales et émotionnelles ou encore *soft skills*) renvoient à des « compétences qui peuvent être opérantes dans divers contextes et situations à distance de ceux dans lesquels elles ont été initialement élaborées » (Starck et Boancă, 2019). Etant donné leur adéquation dans diverses situations, elles apparaissent comme des points d'appui pour l'acteur qui les mobilise dans un environnement changeant.

La notion de *soft skills* renvoie à un ensemble de compétences qu'un individu peut développer. Elle ne doit pas être confondue avec les traits de personnalité, qui sont considérés comme innés et figés. Il s'agit de compétences intra/interpersonnelles ou émotionnelles, tournées vers les interactions avec les autres. La confiance en soi, l'esprit d'entreprendre, la persévérance, la créativité, l'autonomie, le *leadership*, la flexibilité en sont quelques exemples (Maire, 2018).

Classification des compétences du Conseil de l'Union européenne

Il existe de nombreuses manières de classer les compétences. Parmi elles, le référentiel proposé par le Conseil de l'Union européenne⁹, qui s'articule autour de 8 compétences clés et qui a fait l'objet d'une révision en 2018 :

- (1) Les compétences en lecture et en écriture ;

⁹ Recommandation du Conseil de l'Union européenne du 22 mai 2018 relative aux compétences clés pour l'éducation et la formation tout au long de la vie (2018/C 189/01)

- (2) Les compétences multilingues ;
- (3) La compétence mathématique et les compétences en sciences, en technologies et en ingénierie ;
- (4) La compétence numérique ;
- (5) Les compétences personnelles et sociales et la capacité d'apprendre à apprendre ;
- (6) Les compétences citoyennes ;
- (7) Les compétences entrepreneuriales ;
- (8) Les compétences relatives à la sensibilité et à l'expression culturelles.

Classification des compétences de l'OCDE (PIAAC)

Une autre classification importante des compétences est celle du *Programme for the International Assessment of Adult Competencies* (PIAAC), une enquête menée dans plus de 40 pays de l'OCDE et qui mesure les principales compétences cognitives et professionnelles.

Des informations sont recueillies sur quatre grandes catégories de compétences professionnelles génériques: (1) les compétences cognitives (lecture, écriture, mathématiques et utilisation des TIC) ; (2) les compétences d'interaction et sociales (collaboration et coopération, travail de planification et utilisation du temps pour soi et pour les autres, communication et négociation, et contact avec les clients) ; (3) les compétences physiques (utilisation de la motricité globale et fine) ; et (4) les compétences d'apprentissage (instruction des autres, apprentissage (formel ou informel) et suivi de l'évolution de son domaine professionnel).

Une cinquième catégorie de compétences a récemment été ajoutée : les compétences socio-émotionnelles. Outre les compétences cognitives, les compétences sociales et émotionnelles sont communément identifiées comme un élément de l'ensemble des compétences clés nécessaires pour réussir sur le marché du travail et dans la vie en général. Elles figurent en bonne place dans les cadres internationaux et nationaux fixant des objectifs de développement des compétences, les acquis d'apprentissage attendus des systèmes d'éducation et de formation.

Classification des compétences du McKinsey Global Institute (MGI)

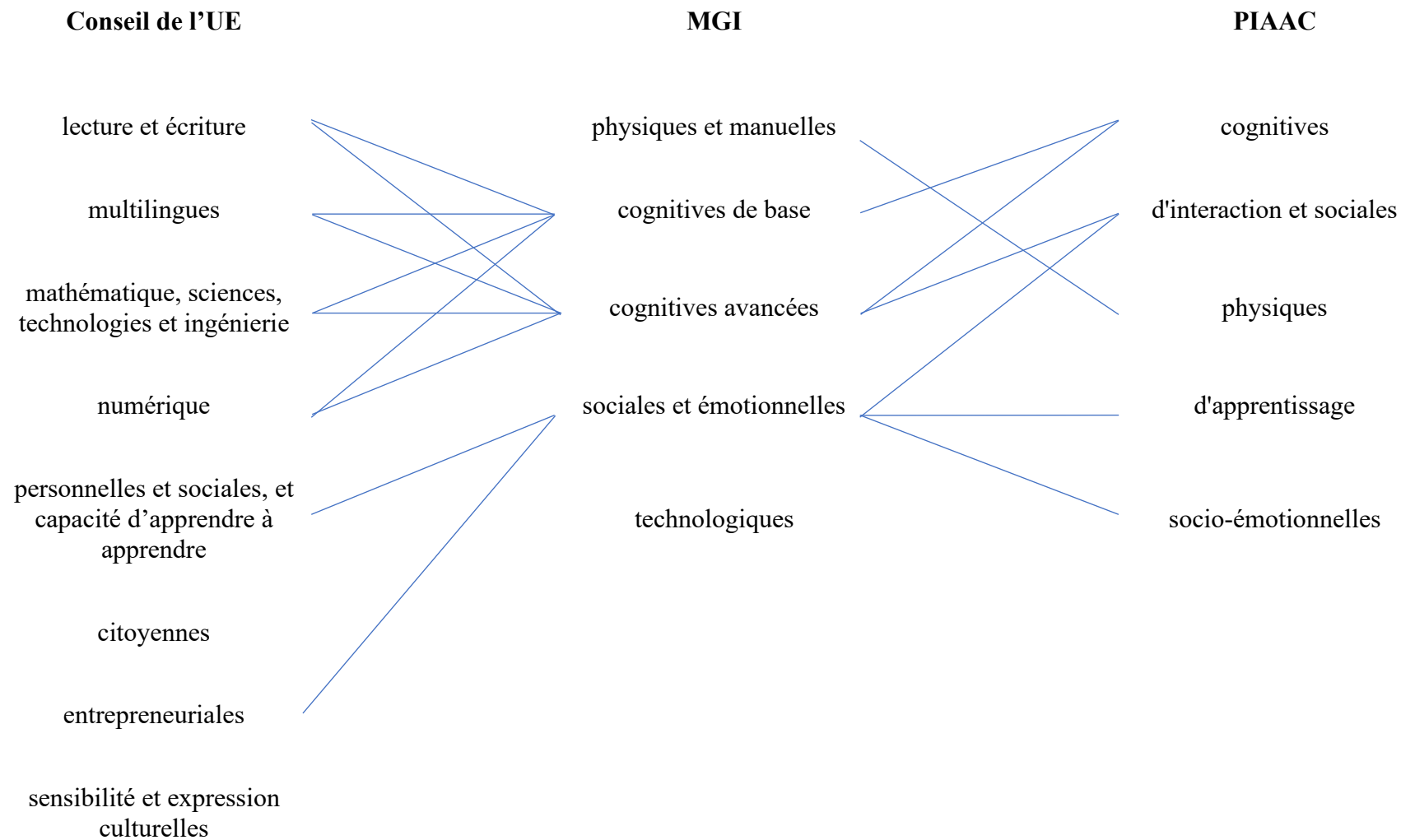
Le McKinsey Global Institute (2017b ; 2018a) propose quant à lui de regrouper 25 compétences-clés en cinq catégories :

- (1) les compétences physiques et manuelles (par exemple la réparation mécanique, le monitoring d'équipements, la dextérité artisanale, etc.) ;
- (2) les compétences cognitives de base (littératie ; numératie et communication de base) ;
- (3) les compétences cognitives avancées (littératie et numératie avancée ; pensée critique et prise de décision ; gestion de projet ; traitement d'information complexes ; et créativité) ;
- (4) les compétences sociales et émotionnelles (communication avancée et négociation ; capacités interpersonnelles et d'empathie ; leadership et savoir manager ; fibre entrepreneuriale et prise d'initiative ; capacité d'adaptation et envie d'apprendre en continu et ainsi qu'à enseigner et à former d'autres personnes) ;
- (5) les compétences technologiques (compétences digitales de base et avancée en IT et en programmation ; analyse de données de masse via des modèles mathématiques comme le sont les algorithmes ; conception, mise en œuvre et maintenance de technologies ; et recherche et développement de technologies).

Concordance entre les différents systèmes de classification

Afin de mieux comprendre la distinction entre les différentes classifications citées, nous proposons à la page suivante un tableau de concordance entre celles-ci.

D'autres classifications sont intéressantes, avec chacune leurs points forts et leurs limites. Pour la suite de ce papier, nous avons décidé d'utiliser principalement la classification du MGI.



2.2 Evolution des tâches durant ces cinquante dernières années

Avant d'aborder l'aspect prospectif de notre recherche et de tenter de répondre à notre question, nous regarderons l'évolution des types de tâches sur le marché du travail américain durant ces cinquante dernières années. Le World Economic Forum (WEF, 2015) reprend la classification des tâches d'Autor : (1) interpersonnelles non-routinières ; (2) d'analyse non-routinières ; (3) manuelles non-routinières ; (4) manuelles routinières ; et (5) intellectuelles routinières.

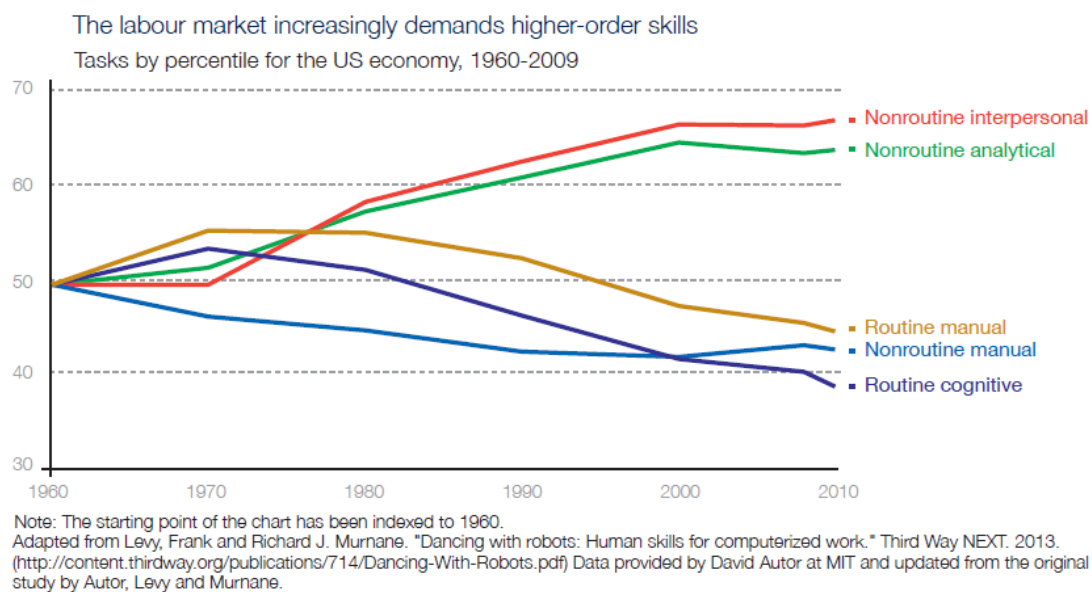


Figure 1. Evolution de la demande en type de tâche sur le marché du travail américain entre 1960 et 2009 (source : WEF, 2015)

La figure 1 permet de visualiser que les tâches interpersonnelles non-routinières, ainsi que les tâches d'analyse non-routinières ont connu une évolution croissante et constante de 1970 (début de la troisième révolution industrielle) à 2009. A l'inverse, les tâches intellectuelles routinières, ainsi que les tâches manuelles routinières et non-routinières, ont suivi la tendance inverse et voient leur demande perdre une dizaine de points de pourcentage entre 1970 et 2009.

Cette classification des tâches en cinq catégories permet d'identifier les tendances majeures et de supposer la continuité de leur tendance respective. Mais cela n'est pas suffisant. Pour anticiper la demande en compétence de demain, nous nous intéresserons principalement aux recherches¹⁰ du McKinsey Global Institute (MGI).

¹⁰ Analyse réalisée avec des données provenant de la base de données américaine O*NET et de la Banque mondiale, pour 46 pays et représentant 80 % de l'emploi mondial.

2.3 Perspectives d'évolution de la demande en compétences à l'horizon 2030

D'après l'étude du McKinsey Global Institute (MGI, 2018a), une tendance majeure est partagée par les Etats-Unis et l'Europe de l'ouest¹¹ : à l'horizon 2030, la demande pour les compétences physiques et manuelles, ainsi que pour les compétences cognitives de base est en baisse. A l'inverse, les compétences sociales et émotionnelles, tout autant que les compétences technologiques seront largement demandées (voir Figure 2).

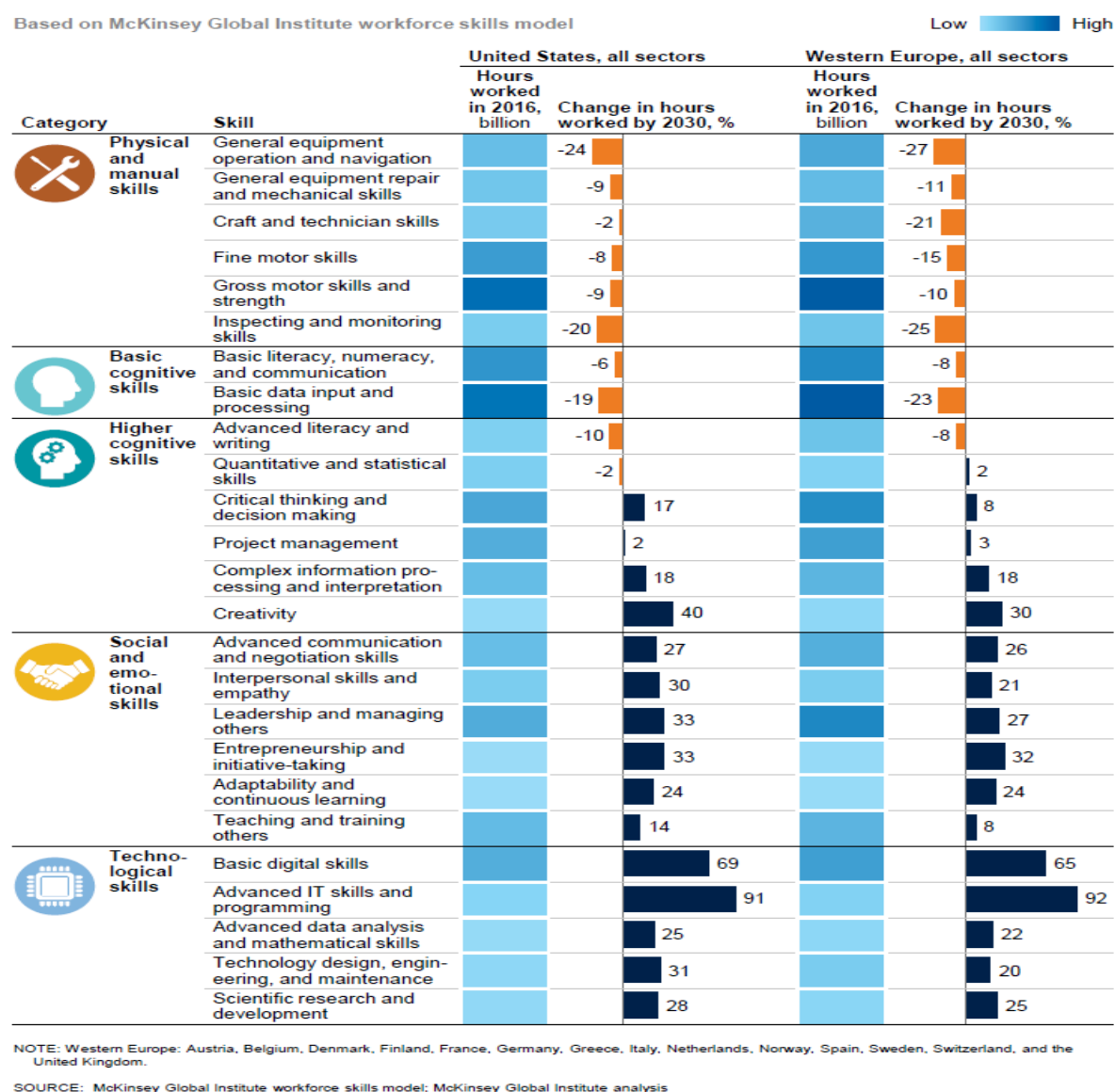


Figure 3. Evolution de la demande en compétences aux Etats-Unis et en Europe de l'ouest, en pourcentage d'heures prestées pour la période 2016 et 2030 (source : MGI, 2018a)

¹¹ Pour l'étude du MGI, l'Europe de l'ouest comprend l'Allemagne, l'Autriche, la Belgique, le Danemark, l'Espagne, la Finlande, la France, la Grèce, l'Italie, la Norvège, les Pays-Bas, le Royaume-Unis, la Suède et la Suisse.

Le classement d'Autor (repris par le World Economic Forum, 2015) et celui du McKinsey Global Institute (MGI, 2018a) se rejoignent sur le sujet des tendances identifiées précédemment, si l'on émet plusieurs suppositions.

Pour commencer, nous pouvons raisonnablement supposer que les tâches manuelles routinières et non-routinières de l'un, correspondent aux compétences physiques et manuelles de l'autre. Les tâches intellectuelles de routine du premier pourraient également correspondre aux compétences cognitives de base du second.

Nous pouvons également supposer que les tâches analytiques non-routinières d'Autor englobent à la fois plusieurs compétences cognitives avancées et à la fois plusieurs compétences technologiques du MGI. Pour les compétences cognitives avancées, on parle ici spécifiquement de la compétence « *Complex information processing and interpretation* », pour laquelle est attendue à l'horizon 2030 une augmentation de 18 % des heures travaillées aux Etats-Unis. Pour les compétences technologiques, on parle plutôt des « *Advanced IT skills and programming* » (+ 91 %) pour la programmation d'algorithmes par exemple, ou encore des « *Advanced data analysis and mathematical skills* » (+ 25 %) pour l'élaboration de modèle algorithmique.

Enfin, nous pouvons considérer que les tâches interpersonnelles non-routinières d'Autor – qui sont en constante augmentation depuis 1970 sur le marché de l'emploi américain – voient leur équivalent dans les compétences sociales et émotionnelles du MGI, où l'on retrouve des habilités comme la négociation, l'empathie, le leadership, etc. En effet, ces habilités s'expriment le plus souvent dans des tâches interpersonnelles non-routinières.

Bien que la première analyse étudiant la période 1970-2010 semble voir son prolongement dans la seconde parlant de l'horizon 2030, il est judicieux de se rappeler que, malgré l'expertise du MGI, une étude prospective reste une estimation statistique qu'il faut lire d'un œil critique.

2.4 Des compétences différentes selon les secteurs d'activité

Cette section a pour objectif de lier compétence, tâches et métiers au travers d'une revue sectorielle de l'évolution attendue en compétences. Cela permet une mise en lumière complémentaire à l'évolution générale présentée à la Figure 2. Nous nous concentrerons sur cinq secteurs, aux Etats-Unis et en Europe de l'ouest, pour l'année 2016 : (1) la banque et les assurances ; (2) l'énergie (incluant le minage, le pétrole et le gaz) ; (3) les soins de santé ; (4) la

production ; et (5) la vente. Pour se faire, nous nous baserons principalement sur les recherches du McKinsey Global Institute (MGI, 2017b, 2018a). Une analyse sectorielle plus détaillée se trouve à l'Annexe 3.

Compétences physiques et manuelles

A l'horizon 2030, il est attendu que les compétences physiques et manuelles soient de moins en moins demandées, excepté pour le secteur des soins de santé. Ce secteur pourrait voir augmenter son nombre d'Equivalents Temps Plein (dorénavant « ETP ») jusqu'à 1,6 millions sur les deux zones géographiques étudiées (pour 39,2 millions d'ETP en 2016). Cela s'explique par les nombreux métiers de rééducation et de soins physiques qui nécessitent ces compétences. L'évolution démographique attendue de la population âgée viendra renforcer cette demande et créera de nombreux emplois pour des kinésithérapeutes ou pour des aides à domicile.

Sur les 20 dernières années, l'emploi dans le secteur manufacturier a reculé de 20 % (OCDE, 2019b) et pourrait continuer à diminuer drastiquement son besoin en compétences physiques et manuelles en se séparant de l'équivalent de 5,6 millions d'ETP (sur 17,4 millions en 2016). En effet, l'intelligence artificielle et l'automatisation impacteront considérablement les différentes chaînes de valeur de la production. La chaîne d'approvisionnement, la robotique adaptative et les machines autonomes sont autant de technologies qui bouleversent les *business models* et les compétences recherchées. Les métiers physiques prévisibles (second versant des compétences physiques et manuelles, avec les métiers physiques imprévisibles), c'est-à-dire les métiers qui s'exercent dans un environnement connu et prévisible, comptabilisaient 16,9 millions d'ETP en 2016 et pourraient voir se déplacer jusqu'à 5,1 millions d'ETP vers d'autres métiers.

Compétences cognitives de base

Les compétences cognitives de base devraient suivre la même tendance baissière que les compétences physiques et manuelles durant les dix prochaines années. Ces compétences sont en effet souvent mobilisées dans des emplois de *back office*, grand perdant de cette évolution de la demande. Pour le secteur de la banque et des assurances, ce type d'emploi représentait 38 % du personnel en 2016 et était équivalent à 4,5 millions d'ETP (sur un total de 11,8 millions d'ETP). Rétrospectivement, l'emploi d'assistant administratif fait partie des trois emplois les

moins recherchés par les entreprises¹² sur la période 2013-2017, tous secteurs confondus, excepté pour le secteur de l'énergie (4^{ème} position), et toutes régions du monde confondues, excepté en Asie du sud (6^{ème} position) (WEF, 2018). Une des raisons de la diminution de cette demande en compétences s'explique notamment par l'automatisation croissante de tâches comme l'encodage ou le traitement de données simples, désormais réalisées par des applications en *machine learning*.

Pour le Cedefop (2018b), l'Europe des 28+3 pourrait diminuer sa demande en travailleurs faiblement qualifiés de 8 millions sur la période 2016-2030.

Compétences cognitives avancées

Les compétences cognitives avancées sont attendues à la hausse dans tous les secteurs d'activité, excepté dans celui de la banque et des assurances, où la demande devrait rester stable. En effet, ce dernier secteur devrait équilibrer sa demande par la réduction de son besoin en littératie et numératie avancées, étant donné la présence de puissants algorithmes déjà opérationnels. Ceux-ci automatisent déjà par exemple les rapports financiers, les procédures d'obtention de crédits ou de prêts, les métiers des sciences actuarielles, etc.

Il est attendu une très forte demande pour des compétences créatives (Etats-Unis : + 40 % ; Europe de l'ouest : + 30 %), notamment dans les secteurs des soins de santé, de la production et de la vente. De même, la demande en capacité à traiter des données complexes sera haussière pour la vente, la banque et les assurances, et pour l'énergie. D'ailleurs, l'Union européenne des 28+3 pourrait recruter – remplacement et reconversion – jusqu'à 27 millions de travailleurs hautement qualifiés sur la période 2016-2030 (Cedefop, 2018b).

En 2016, les compétences cognitives de base et les compétences cognitives avancées avaient aux Etats-Unis et en Europe de l'ouest une répartition respective de 45 % contre 55% des heures de travail. A l'horizon 2030, cette différence devrait s'accroître pour atteindre respectivement 39% contre 61% des heures de travail.

¹² Données d'enquête basées sur un échantillon de 313 entreprises d'économies développées et émergentes (Allemagne, Argentine, Australie, Brésil, Chine, France, Inde, Indonésie, Japon, Mexique, Philippines, Fédération de Russie, Singapour, Afrique du Sud, Corée du sud, Suisse, Thaïlande, Royaume-Uni, États-Unis et Vietnam), comptabilisant 15 millions de travailleurs tous secteurs confondus, et représentant 70 % du PIB mondial.

Compétences sociales et émotionnelles (*soft skills*)

La demande pour les compétences sociales et émotionnelles est attendue à la hausse dans tous les secteurs d'activité à l'horizon 2030.

En 2016, le nombre d'heures prestées durant lesquelles des compétences sociales et émotionnelles étaient mobilisées, et durant lesquelles des compétences cognitives de base étaient mobilisées s'équivalaient aux Etats-Unis : respectivement 52 millions d'heures contre 53 millions (sur un total de 287 millions d'heures). En Europe de l'ouest, on observait un écart sensiblement plus grand avec respectivement 67 millions d'heures pour 62 millions (sur un total de 363 millions). A l'horizon 2030, il est estimé que le marché du travail américain se caractérisera par une augmentation de 26 % d'heures de travail prestées en compétences sociales et émotionnelles, alors que les heures de travail réalisées avec des compétences cognitives de base chuteraient de 14 %. Pour l'Europe de l'ouest, cette évolution est estimée à + 22 % et – 17 %.

Tous les pays de l'OCDE présentent déjà, à des degrés divers, des pénuries en compétences d'intelligence sociale, comme la perspicacité, la persuasion et la négociation (OCDE, 2018c).

Le secteur des soins de santé se démarque en particulier par sa très forte demande estimée en compétence d'esprit d'entreprise et de prise d'initiative. Cela peut s'expliquer par la demande croissante de métiers en statut d'indépendants comme infirmier à domicile, ou encore aide-soignant à domicile, suite à la croissance démographique, et par le vieillissement de la population des économies développées. En effet, dans 29 pays membres de l'OCDE, il y avait en 1980 20 % de personnes âgées de 65 ans et plus pour 100 personnes d'âges actif. En 2015, elles étaient 28 % et en 2050, elles seront 53 % (OCDE, 2019b).

Le secteur de la vente devrait rechercher davantage de *soft skills* dans le but d'aider les consommateurs à trouver plus facilement leurs produits. La demande pour des compétences créatives et d'empathie devraient augmenter de plus de 50 % pour ce secteur.

Compétences technologiques

Les compétences technologiques sont bien évidemment les grandes gagnantes de l'industrie 4.0 : alors qu'elles capitalisaient 73 millions d'heures de travail en 2016 aux Etats-Unis et en Europe, il est attendu que les heures prestées où ces compétences sont mobilisées augmenteront de 55 % à l'horizon 2030 (contre 24 % pour les *soft skills*).

Là où les compétences technologiques représentaient 9 % du temps de travail aux Etats-Unis en 2002, ou encore 11 % en 2016, elles concourront à hauteur de 16 % à l'horizon 2030. Le nombre d'heures prestées durant lesquelles des compétences technologiques étaient mobilisées correspondaient à 31 millions d'heures pour les Etats-Unis (sur un total de 287 millions) et 42 millions d'heures pour l'Europe de l'ouest en 2016 (sur un total de 363 millions). A l'horizon 2030, elles augmenteront respectivement jusqu'à 49,6 millions et 63,8 millions.

Il est attendu une très forte demande pour des compétences technologique de base (+ 67 %) et pour des compétences en IT avancée et en programmation (+ 92 %). Le secteur de la vente devrait recruter des travailleurs détenant des compétences en recherche et développement, vu la tendance à automatiser presque entièrement la gestion des stocks/préparation de commande.

3. Les softs skills et les techno skills à la loupe

Le chapitre 2 a mis en avant l'augmentation – normale et logique – du besoin en compétences technologiques (*techno skills*). Une autre augmentation – peut-être moins souvent mise en avant – est celle de la demande pour les compétences sociales et émotionnelles, également appelées compétences transversales (*soft skills*) également attendue dans tous les secteurs d'activité à l'horizon 2030. Le chapitre 3 se concentre sur ces deux grandes catégories de compétences de manière plus détaillée.

3.1 Les compétences technologiques

Le rythme et le degré d'adoption technologique jouent un rôle prépondérant sur l'évolution de la demande en compétences technologiques. Les économies qui adoptent plus vite les nouvelles technologies verront cette évolution de la demande arriver plus tôt. L'adoption technologique est fonction de cinq facteurs principaux : (1) la faisabilité technique ; (2) le coût de développement et de déploiement ; (3) la dynamique du marché de l'emploi ; (4) les retombées économiques ; et enfin (5) les lois et l'acceptation sociale (MGI, 2017b).

Pour les pays de l'OCDE, 40 % des emplois créés entre 2005 et 2016 l'ont été dans des secteurs où le numérique tient une place importante (OCDE, 2019b). La Commission européenne constate dès 2015 que la demande en personnel possédant des compétences numériques augmente d'environ 4 % par an (Degryse, 2016).

Cependant, en Europe, plus de 80 % des travailleurs adultes ont besoin de compétences numériques pour réaliser leurs tâches professionnelles, alors que 43 % de ces travailleurs ne possèdent pas de compétences numériques de base (Cedefop¹³, 2019). Parmi les pays membres de l'OCDE, six adultes sur dix n'ont pas de compétences de base en TIC ou n'ont aucune expérience en informatique (OCDE, 2019b). La Commission européenne estime cette proportion à un adulte sur deux (Degryse, 2016).

Cette problématique du « *skills gap* » sera détaillée au chapitre 4 : « Des pistes de solutions pour le *skills gap* », avec des pistes de solution pour limiter celui-ci.

¹³ Données d'enquête basées sur un échantillon de 49.000 salariés dans l'UE28

3.2 Les soft skills

Les *soft skills* apparaissent également de plus en plus importantes sur le marché de l'emploi (cedefop, 2019), notamment car elles sont difficilement reproductibles par la technologie et qu'elles permettent d'améliorer les interactions et la collaboration.

Le Conseil d'Orientation pour l'Emploi français identifiait déjà en 2017 que l'utilisation des technologies numériques entraînerait une intensification de la coopération et de la collaboration. D'après l'enquête sur les conditions de travail réalisée par la Direction de l'Animation de la recherche, des Études et des Statistiques (Dares) en France, couvrant la période 1998-2013, la proportion des salariés qui déclarent avoir des discussions collectives au travail est passée de 69 % à 79 %. La part des salariés qui déclarent être aidés par leur supérieur hiérarchique passe quant à elle de 59 % à 66 %. Et la proportion des salariés déclarant être aidés par leurs pairs est passée de 72 % à 80 %. Les recherches de Greenan *et al.* (2012), rejoignent cet avis : les technologies numériques intègrent davantage le travailleur au sein d'un collectif de travail de proximité. C'est notamment pour ces raisons que des compétences « complémentaires » comme la pensée critique, la créativité, le sens de l'entrepreneuriat et de l'innovation seront autant d'atouts dans l'industrie 4.0 (OCDE, 2019a).

D'ailleurs, durant la période 2020-2022, 37 % des opportunités d'emploi projetées dans les professions émergentes le seront dans le secteur des soins ; 17 % dans la vente et le marketing ; 16 % dans les *Datas* et l'IA ; 12 % dans l'ingénierie et le *cloud computing* et 8 % dans la culture (WEF, 2020).

Dès lors, il n'est pas étonnant que la demande pour des compétences sociales et émotionnelles comme l'adaptabilité, le *leadership*, la prise d'initiative ou encore l'empathie sera en augmentation dans un futur proche.

La part de ces compétences représentait 17 % des heures de travail totales aux États-Unis en 2002. Il est attendu qu'à l'horizon 2030, cette proportion atteigne 21 %. En 2016, 52 millions d'heures de travail (sur 287 millions) ont été prestées en compétences sociales et émotionnelles. A l'horizon 2030, ces heures atteindront 66 millions. Comparativement, en Europe de l'ouest durant la même année, 67 millions d'heures de travail (sur 363 millions) ont été identifiées comme telles. Il est attendu une hausse de ces heures à hauteur de 82 millions (MGI, 2018a).

Nous pouvons aussi constater cela via la demande des employeurs européens : sur 30 millions d'offres d'emploi en ligne analysées par le Centre européen pour le développement de la

formation professionnelle (Cedefop) en 2019, il ressort que l'adaptabilité au changement apparaît comme la compétence la plus recherchée. Elle apparaît dans trois offres d'emploi sur quatre.

Une des nombreuses raisons qui peut expliquer cette tendance à la hausse de la demande en *soft skills* concerne la maturité des économies observées : les économies post-industrielles voient au moins 70 % de leur emploi se situer dans les industries de services (Ferrerias, 2012), là où le contact humain est omniprésent, et où la relation clientèle permet la rétention du client.

4. Des pistes de solutions pour le *skills gap*

Le chapitre 3 a détaillé la très forte hausse de demande en compétences technologiques et socio-émotionnelles. L'écart entre l'offre d'emploi requérant ces compétences et le nombre de personnes actives les possédant s'élargit. Ce phénomène est nommé *skills gap* et fait l'objet du chapitre 4, en passant en revue des pistes de solutions du point de vue de la gestion des ressources humaines (section 1), des pouvoirs publics (section 2) ou au niveau éducatif (section 3).

Une enquête¹⁴ a été réalisée par le WEF au niveau mondial en 2018 concernant l'avenir du marché du travail. Il en ressort que, dans les secteurs automobile, aérospatial, de la *supply chain* et du transport, 59 % des répondants considèrent que le *skills gap* sera une barrière à l'adoption de nouvelles technologies et que, par conséquent, cela les empêchera d'augmenter leur productivité. Dans les secteurs de l'aviation, du voyage et du tourisme, cela est également perçu comme une barrière à hauteur de 89 % des répondants. Pour la chimie, les matériaux avancés et la biotech : 71 % ; pour la vente : 57 % ; pour les énergies et technologies : 60 % ; pour les services financiers et investissements : 74 % ; pour les soins de santé : 60 % ; pour l'ICT : 74 % ; et pour la construction : 59 %.

4.1 Limiter le *skills gap* par la gestion des ressources humaines

La formation apparaît comme un investissement qui peut s'envisager sur trois axes : (1) l'apprentissage de nouvelles compétences ; (2) l'amélioration d'une compétence existante à un niveau plus élevé ; ou bien (3) le recrutement d'un collaborateur ayant le diplôme adéquat avec l'objectif de le spécialiser.

Aux Pays-Bas, les programmes de reformation ont historiquement un retour sur investissement allant de 7 à 9 %, alors que ceux ayant pour objet l'intelligence artificielle se situent dans une fourchette plus élevée allant de 13 à 25 % (MGI, 2018a).

Une autre piste concerne le redéploiement du personnel déjà en poste entre les entreprises, les secteurs et les régions (OCDE, 2019b). Cela permet d'utiliser les compétences digitales que les

¹⁴ Données d'enquête basées sur un échantillon de 313 entreprises d'économies développées et émergentes (Allemagne, Argentine, Australie, Brésil, Chine, France, Inde, Indonésie, Japon, Mexique, Philippines, Fédération de Russie, Singapour, Afrique du Sud, Corée du sud, Suisse, Thaïlande, Royaume-Uni, États-Unis et Vietnam), comptabilisant 15 millions de travailleurs tous secteurs confondus, et représentant 70 % du PIB mondial (WEF, 2018).

travailleurs ont acquises et dont ils ne se servent pas dans leur fonction actuelle. Une autre manière de procéder est de décomposer les fonctions en cours pour ensuite les recomposer, de sorte à attribuer les tâches digitales et spécifiques aux travailleurs qui détiennent ces compétences (MGI, 2018a ; MGI, 2018b).

Le redéploiement des travailleurs sera un des challenges sociétaux les plus importants du XXI^{ème} siècle (MGI, 2017a). C'est pourquoi il est indispensable que les ressources humaines soient formées en permanence (Alliance Industrie du futur, 2018). 48 % des grandes entreprises en Europe de l'ouest comptent sur la formation en interne. 27 % d'entre elles miseront sur des organismes de formations privés, contre seulement 16 % qui feront appel à des formateurs du secteur public. Les Etats-Unis adoptent une attitude similaire avec respectivement 52 % ; 21 % et 14 %, (WEF, 2018).

Recruter reste une option moins couteuse que la formation. Toutefois, il subsiste le doute quant au succès de l'adéquation du candidat dans l'entreprise et de comment il va réussir dans sa nouvelle fonction (MGI, 2018a). En réponse au *skills gap*, l'Europe de l'ouest est sensiblement plus encline à engager des collaborateurs avec des compétences technologiques pertinentes (86 % favorable) que reformer ses salariés (75 % favorable). Les pays du BRICS partagent la même position : le Brésil compte engager davantage (88 % d'avis positifs) que de reformer ses travailleurs en poste (79 % d'avis positifs) ; la Russie : 86 % pour 68 % ; l'Inde : 87 % pour 79 % ; la Chine : 86 % pour 79 % ; et l'Afrique du sud : 88 % pour 67 % (WEF, 2018).

Une autre option consiste à importer temporairement les compétences non-acquises mais vitales en embauchant des consultants. Etablir des partenariats stratégiques avec d'autres entreprises dans cette optique représente un frein moins important, étant donné que l'organisation du travail devient plus agile, et que travailler en « mode projet » se démocratise (MGI, 2018a). Engager un consultant est envisageable pour 60 % des grandes entreprises en Europe de l'ouest, contre 58 % pour les Etats-Unis et le Japon (WEF, 2018).

Enfin, le gel d'embauche ou encore le licenciement peuvent être nécessaires pour les entreprises qui connaissent une croissance faible. Par contre, le licenciement entraîne une baisse de productivité et de satisfaction pour les travailleurs restants. Il est donc difficile dans ces conditions de rester attractif, et encore plus dangereux, de garder les talents en interne (MGI, 2018a).

D'autres solutions organisationnelles sont également envisageables via la culture d'entreprise. Par exemple, instiller une culture de formation sur le long terme, augmenter l'agilité des équipes, rémunérer la formation qui développe les compétences recherchées, etc.

4.2 Les pouvoirs publics peuvent donner l'impulsion...

Le fait d'encourager l'acquisition de compétences clés de l'industrie 4.0 permet à un état de capter les retombées de cette impulsion sous forme d'augmentation de productivité dans son économie, et de faciliter la mise en place de ses politiques (MGI, 2017b).

Un gouvernement pourrait par exemple repenser le système de formation continue, en encourageant ses bénéficiaires, de sorte à réduire la dépréciation et l'obsolescence des compétences (OCDE, 2019b). En effet, la formation classique via un cursus scolaire restera grande pourvoyeuse de compétences, toutefois la formation continue gagnera en importance (OCDE, 2018a ; OCDE, 2019b). Il est prioritaire pour chaque pays d'investir davantage dans le système éducatif (MGI, 2017b ; MGI, 2018b) et d'accorder une attention particulière aux « STEM » (*science, technology, engineering, mathematics*), comme le font la Corée du sud, le Japon, Singapour et la Chine (PwC, 2018 ; MGI, 2018b).

Il est également important de cibler les groupes défavorisés de l'industrie 4.0. Actuellement, un peu plus de 20 % des adultes peu qualifiés participent à des formations alors qu'un peu plus de 60 % des adultes très qualifiés y participent (OCDE, 2019b).

Le secteur public pourrait créer des conditions avantageuses pour attirer les géants du digital, afin qu'ils implantent leur centre de recherche sur le territoire, dans le but de développer des compétences hautement technologique à l'intérieur du pays qui crée ces conditions.

Un partenariat privé/public pourrait également soutenir la création d'emplois dans des secteurs où les tâches ne peuvent pas être entièrement automatisées, par exemple dans la construction (PwC, 2018), pour augmenter la demande en compétences physiques et manuelles.

Le système de protection sociale pourrait être adapté (MGI, 2018b) et étendu au travail atypique (OCDE, 2018a). En effet, les travailleurs atypiques ont 50 % de chances en moins d'être syndiqués et dans certains pays, ils ont 40 à 50 % de chances en moins de bénéficier d'une garantie de revenu en cas de chômage (OCDE, 2019b). Ou encore, une allocation de base pour maintenir un revenu et garantir un certain niveau de consommation pourrait être instaurée (PwC, 2018), permettant aux nouveaux chômeurs d'accéder à des formations payantes.

De plus, dans un souci d'égalité des genres – pour ne citer que ce type d'inégalité, la promotion de la femme dans des activités TIC est essentielle (OCDE, 2018a). En effet, en 2013 elles ne représentaient que 20 % des programmeurs (NPR, 2013), alors que ce métier connaît une demande exponentielle.

Consciente de la nécessité de développer davantage ces compétences et continuant sur sa lancée, la Commission lancera un plan d'action d'éducation numérique pour la période 2021-2027 (qui suit le plan initial de 2018-2020). Cette mesure est également liée à la crise du coronavirus, qui a révélé l'importance de la technologie dans l'éducation et la formation à une échelle sans précédent.

La Commission compte mettre à jour le cadre européen des compétences numériques dans le but d'y intégrer les compétences en matière d'IA, et créer un certificat spécifique reconnu et accepté par les pouvoirs publics. La création d'un nouveau pôle d'éducation numérique verra également le jour. Un des nombreux objectifs de ce plan d'action consiste à appuyer « l'objectif de la nouvelle stratégie en matière de compétences, qui est de faire en sorte que 70 % des personnes âgées de 16 à 74 ans possèdent au moins des compétences numériques de base d'ici à 2025 » (Commission européenne, 2020).

4.3 ... pour intégrer ces nouvelles compétences dans l'enseignement

Les cursus primaire et secondaire ont la responsabilité d'intéresser leur public aux nouvelles technologies, pour leur garantir la meilleure adaptabilité possible dans la société de demain (sensibilisation au RGPD¹⁵, à la cybersécurité, etc.), et éviter une fracture numérique dès la sortie des bancs de l'école.

Le cursus supérieur, quant à lui, pourrait proposer plus de trajets technologiques et utiliser davantage le potentiel développé lors du primaire et du secondaire. C'est notamment ce que va faire l'université technique d'Eindhoven aux Pays-Bas en proposant deux masters en ingénierie et Intelligence artificielle dès la rentrée 2021. Selon le *Artificial Intelligence Systems Institute* de l'université, les ingénieurs qui arrivent sur le marché du travail n'ont pas une connaissance satisfaisante de l'IA, étant donné qu'ils sont formés à des techniques classiques (L'écho, 2020).

Le cursus supérieur pourrait également donner à l'outil informatique le statut qu'il a dans le monde du travail, c'est-à-dire une place à part entière vers laquelle la majorité des informations

¹⁵ Règlement général sur la protection des données

convergent – sans devenir pour autant une fabrique à travailleurs sur mesure. C’est d’ailleurs ce que le MIT prévoit lorsqu’il a annoncé en 2018 l’investissement d’1 milliard de dollars afin de créer une école informatique indépendante et interconnectée avec tous les autres départements de son campus universitaire. Le *Schwarzman College of Computing* formera des chercheurs et étudiants de tous les horizons (OCDE, 2019a).

Conclusion

Le but de ce papier était de comprendre quelle sera l'évolution de la demande en compétences dans le monde de l'industrie 4.0.

Le chapitre 1 a rappelé les principales caractéristiques de la quatrième révolution industrielle et énuméré quelques technologies disruptives ayant provoqué le changement de paradigme vers cette industrie. Ce chapitre a également abordé les effets de la digitalisation sur le marché du travail (notamment la flexibilisation et l'intensification du travail, l'apparition de nouvelles formes d'emploi, l'effet sur le volume et sur la structure de l'emploi, la transformation des métiers, et l'effritement de la classe moyenne).

Le chapitre 2 s'est ensuite focalisé sur l'objet de la recherche : l'évolution de la demande en compétences. Dans ce chapitre, la notion de compétences a d'abord été définie, et la classification en cinq types de compétences du MGI a été retenue pour la suite de l'analyse (compétences physiques et manuelles, cognitives de base, cognitives avancées, sociales et émotionnelles, et technologiques).

Concernant l'évolution des tâches durant ces cinquante dernières années, les tâches interpersonnelles non-routinières, ainsi que les tâches d'analyse non-routinières ont connu une évolution croissante et constante. Les tâches intellectuelles routinières, ainsi que les tâches manuelles, ont suivi la direction inverse. Ces tendances devraient se poursuivre durant les dix prochaines années.

Une analyse pour différents secteurs d'activité (banque et assurances ; énergie ; soins de santé ; production ; et vente) aux Etats-Unis et en Europe de l'ouest, a permis une mise en lumière supplémentaire de ce phénomène à l'horizon 2030. Il apparaît très clairement que les compétences physiques et manuelles, et les compétences cognitives de base sont les grandes perdantes de l'industrie 4.0, au contraire des compétences technologiques et des compétences sociales et émotionnelles.

Le chapitre 3 s'est donc concentré sur l'importance grandissante de ces *techno skills* et *soft skills*, étant donné que les technologies numériques intègrent davantage le travailleur au sein d'un collectif. De plus, les économies « matures » post-industrielles voient au moins 70 % de leur emploi se situer dans les industries de services, là où le contact humain est omniprésent. C'est notamment pour ces raisons que des compétences « complémentaires » comme la pensée critique, la créativité, le sens de l'entrepreneuriat et de l'innovation sont autant d'atouts dans l'industrie 4.0. Il n'est dès lors pas étonnant que la demande pour des compétences sociales et

émotionnelles comme l'adaptabilité, le *leadership*, la prise d'initiative ou encore l'empathie augmentera dans un futur proche. Il n'est plus adéquat pour un travailleur de s'appuyer uniquement sur ses compétences techniques et sur son expérience. Il est désormais nécessaire de mettre en avant et de développer ses compétences comportementales et ses compétences technologiques.

Enfin, le chapitre 4 a traité de la problématique du *skills gap*, c'est-à-dire l'écart entre l'offre d'emploi requérant des compétences et le nombre de personnes actives les possédants. Les entreprises disposent de plusieurs leviers « RH » pour affronter ce phénomène : la formation, le redéploiement, l'engagement de nouveaux collaborateurs, l'emploi de consultants ou encore le gel d'embauche, voir le licenciement. Le soutien des services publics est capital dans cette transition, notamment en ce qui concerne les investissements dans le système éducatif. D'autres pistes sont également nécessaires de la part des pouvoirs publics, tels que des partenariats privé/public, une adaptation de la protection sociale, ou encore la promotion des nouvelles technologies auprès de différents publics-cibles. L'enseignement a également son rôle à jouer en proposant des formations plus technologiques de la petite enfance jusqu'à l'université, ce que certaines d'entre elles font déjà.

Bibliographie

- Alliance Industrie du Futur. (2018), « Le guide des technologies de l'industrie du futur », *Alliance Industrie du Futur*, [En ligne], http://www.industrie-dufutur.org/content/uploads/2018/03/Guide-des-Technologies_2018_V3.pdf (consulté le 24/10/2020).
- Arntz, M., T. Gregory et U. Zierahn (2016), « The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries : A Comparative Analysis », Documents de travail de l'OCDE sur les questions sociales, l'emploi et les migrations, n° 189, Éditions OCDE, Paris, <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>.
- Autor D. (2016). « Will automation take away all our jobs ? » [En ligne], https://www.ted.com/talks/david_autor_will_automation_take_away_all_our_jobs?language=fr#t-78620 (consulté le 15 novembre 2020).
- Bonin H., Gregory T. et Zierahn U. (2015). « Übertragung der Studie von Frey/Osborne auf Deutschland. Bundesministerium für Arbeit und Soziales », Forschung Bericht 455, Berlin, [en ligne], ftp://ftp.zew.de/pub/zew-docs/gutachten/Kurzexpertise_BMAS_ZEW2015.pdf (consulté le 16 novembre 2020).
- Capgemini. (2017), « Les usines intelligentes contribueront pour 500 milliards de dollars à l'économie mondiale au cours des cinq prochaines années », *Capgemini*, [En ligne], https://www.capgemini.com/fr-fr/wp-content/uploads/sites/2/2017/07/les_usines_intelligentes_contribueront_pour_500_milliards_de_dollars_a_leconomie_mondiale_au_cours_des_cinq_prochaines_annees.pdf (consulté le 16 octobre 2020).
- Castel, R. (2011). « 20. Au-delà du salariat ou en deçà de l'emploi : L'institutionnalisation du précarité », Dans : Serge Paugam éd., *Repenser la solidarité* (pp. 415-433). Paris cedex 14, France: Presses Universitaires de France. <https://doi.org/10.3917/puf.pauga.2011.01.0415>
- Cedefop. (2018a), « Insights into skill shortages and skill mismatch. Learning from Cedefop's European skills and jobs survey », *Centre européen pour le développement et la formation professionnelle*, DOI: 10.2801/4492 (consulté le 24 octobre 2020).
- Cedefop. (2018b) « Skills forecast : trends and challenges to 2030 », *Centre européen pour le développement et la formation professionnelle*, [En ligne],

<https://www.cedefop.europa.eu/en/publications-and-resources/publications/3077>

(consulté le 21 novembre 2020).

Cedefop. (2019), « Intelligence artificielle ou humaine ? La numérisation et l'avenir des emplois et des compétences : opportunités et risques », *Centre européen pour le développement et la formation professionnelle*, [En ligne], https://www.cedefop.europa.eu/files/9140_fr.pdf (consulté le 20 octobre 2020).

Cherubini, A., Crosnier, A., Fraisse, P., Navarro, B., Passama, R., Sorour, M. (2017), « Research on cobotics at the LIRMM IDH group », *Archive ouverte pluridisciplinaire HAL*, [En ligne], <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01523305> (consulté le 14 novembre 2020).

Commission européenne. (2020). « Plan d'action en matière d'éducation numérique 2021-2027 », Eur-Lex, [En ligne], <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/HTML/?uri=CELEX:52020DC0624&from=EN> (consulté le 19 novembre 2020).

Conseil de l'Europe. (2020), « L'IA, c'est quoi ? », *Conseil de l'Europe*, [En ligne], <https://www.coe.int/fr/web/artificial-intelligence/what-is-ai> (consulté le 12 octobre 2020).

Conseil de l'Union européenne. (2018), « Recommandation du Conseil de l'Union européenne du 22 mai 2018 relative aux compétences clés pour l'éducation et la formation tout au long de la vie », 2018/C 189/01, *EUR-Lex : Journal officiel de l'Union européenne*, [En ligne], [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018H0604\(01\)&from=EN](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018H0604(01)&from=EN) (consulté le 17 novembre 2020).

Degryse, C. (2016) « Les impacts sociaux de la digitalisation de l'économie », *ETUI, The European Trade Union Institute*, [En ligne], <https://www.etui.org/fr/publications/working-papers/les-impacts-sociaux-de-la-digitalisation-de-l-economie> (consulté le 15 novembre 2020)

Dubois, M. (2019) Psychologie du travail, cours donné à l'UCLouvain pour l'année académique 2019-2020.

Escande, P. et Cassini, S. (2015) Bienvenue dans le capitalisme 3.0, Paris, Albin Michel.

- Eurofound. (2016). « What do Europeans do at work? A task-based analysis: European Jobs Monitor 2016 », European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditions, Luxembourg, Office des publications de l'Union européenne.
- Frey, C.B. et Osborne, M. (2013). The future of employment : how susceptible are jobs to computerization ? , Oxford Martin School Working paper, Oxford, Oxford University, [en ligne], https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf (consulté le 20/03/2020)
- Gaussel, M. (2018). À l'école des compétences sociales, Dossier de veille de l'IFÉ, n°121, janvier. Lyon : ENS de Lyon. [En ligne], <http://veille-et-analyses.ens-lyon.fr/DA/detailsDossier.php?parent=accueil&dossier=121&lang=fr> (consulté le 17 novembre 2020)
- Greenan, N., Hamon-Cholet, S., Moatty, F., Rosanvallon, J. (2012), « TIC et conditions de travail. Les enseignements de l'enquête COI », *Archive ouverte pluridisciplinaire HAL*, [En ligne], <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00710223/document> (consulté le 2 octobre 2020).
- Knight, W., (2014), « How Human-Robot Teamwork Will Upend Manufacturing », *MIT Technology Review*, [En ligne], <https://www.technologyreview.com/2014/09/16/171369/how-human-robot-teamwork-will-upend-manufacturing/> (consulté le 14 novembre 2020).
- Le Boterf, G. (2017). Agir en professionnel compétent et avec éthique. *Ethique publique, vol. 19* (n°1). doi :10.4000/ethiquepublique.2934
- Le Cun, Y. (2015), « Deep learning – Yann LeCun, à l'USI », *Youtube*, [En ligne], https://www.youtube.com/watch?v=RgUcQceqC_Y&ab_channel=USIEvents (consulté le 11 octobre 2020).
- Le Ru, N. (2016) « L'effet de l'automatisation sur l'emploi », *France Stratégie*, [En ligne], <https://www.strategie.gouv.fr/sites/strategie.gouv.fr/files/atoms/files/na-49-automatisation-emploi.pdf> (consulté le 2 mars 2020).
- Maire, S. (2018). Science et politique des « soft skills » de l'éducation à l'emploi, Sociologie d'un nouveau motif cognitif international, Laboratoire SAGE, Université de Strasbourg,

- [en ligne], <https://www.lesocialab.fr/wp-content/uploads/2019/01/Synth%C3%A8se-Th%C3%A8se-Sarah-Maire.pdf> (consulté le 17 novembre 2020).
- MGI. (2013), « Disruptive technologies : Advances that will transform life, business, and the global economy », *McKinsey Global Institute*, [En ligne], https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Digital/Our%20Insights/Disruptive%20technologies/MGI_Disruptive_technologies_Full_report_May2013.pdf (consulté le 14 mai 2020).
- MGI. (2017a), « A future that works : automation, employment, and productivity », *McKinsey Global Institute*, [En ligne], https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works_Full-report.pdf (consulté le 5 mars 2020).
- MGI. (2017b), « Jobs lost, jobs gained : Workforce transitions in a time of Automation », *McKinsey Global Institute*, [En ligne], <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Public%20and%20Social%20Sector/Our%20Insights/What%20the%20future%20of%20work%20will%20mean%20for%20jobs%20skills%20and%20wages/MGI-Jobs-Lost-Jobs-Gained-Report-December-6-2017.pdf> (consulté le 4 février 2020)
- MGI. (2018a), « Skill Shift : Automation and the future of the workforce », *McKinsey Global Institute*, [En ligne], <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Public%20and%20Social%20Sector/Our%20Insights/Skill%20shift%20Automation%20and%20the%20future%20of%20the%20workforce/MGI-Skill-Shift-Automation-and-future-of-the-workforce-May-2018.pdf> (consulté le 4 février 2020)
- MGI. (2018b), « AI, Automation, and the future of work : Ten things to solve for », *McKinsey Global Institute*, [En ligne], https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Public%20and%20Social%20Sector/Our%20Insights/Future%20of%20Organizations/AI%20automation%20and%20the%20future%20of%20work%20Ten%20things%20to%20solve%20for/MGI-Briefing-Note-AI-automation-and-the-future-of-work_June2018.pdf (consulté le 15 mars 2020).
- Microsoft. (2018), « PME : le big data, quels enjeux pour votre entreprise ? », *Microsoft*, [En ligne], <https://experiences.microsoft.fr/business/new-culture-of-work-business/big-data->

- [enjeux-pme/#:~:text=Le%20big%20data%20\(ou%20%C2%AB%20m%C3%A9gadonn%C3%A9s,traitement%20et%20d'analyse%20adapt%C3%A9s](#) (consulté le 15 octobre 2020).
- Microsoft. (2020), « Qu'est-ce que le cloud computing ? », *Microsoft*, [En ligne], <https://azure.microsoft.com/fr-fr/overview/what-is-cloud-computing/#cloud-computing-models> (consulté le 16 octobre 2020).
- Nedelkoska, L. et Quintini, G. (2018), « Automation, skills use and training », *Documents de travail de l'OCDE sur les affaires sociales, l'emploi et les migrations*, n° 202, Éditions OCDE, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/2e2f4eea-en> (consulté le 16 novembre 2020)
- NPR. (2013), « The changing lives of women: Blazing The Trail For Female Programmers », *National Public Radio*, [En ligne], <https://www.npr.org/sections/alltechconsidered/2013/04/29/178810467/blazing-the-trail-for-female-programmers?t=1603372524730> (consulté le 22 octobre 2020).
- OCDE. (2018a), « Technologies transformatrices et emploi de l'avenir », *OCDE Innovation*, [En ligne], <https://www.oecd.org/fr/innovation/inno/technologies-transformatrices-et-emplois-de-l-avenir.pdf> (consulté le 20 octobre 2020).
- OCDE. (2018b). « Des emplois de qualité pour tous dans un monde du travail en mutation. La stratégie de l'OCDE pour l'emploi. » [En ligne], https://www.oecd.org/fr/els/emp/long%20booklet_FR.pdf (consulté le 15 novembre 2020).
- OCDE. (2018c). « What skills are in high demand ? Evidence from the OECD Skills for Jobs database », *OECD Skills and Work*, [En ligne], <https://oecdskillsandwork.wordpress.com/2018/04/09/what-skills-are-in-high-demand-evidence-from-the-oecd-skills-for-jobs-database/> (consulté le 18 novembre 2020).
- OCDE. (2019a), « Considérations de politique publique », *OCDE Artificial Intelligence in Society*, Editions OCDE, Paris, [En ligne], <https://doi.org/10.1787/93d862d5-fr> (consulté le 12 septembre 2020).
- OCDE. (2019b), *Perspectives de l'emploi de l'OCDE 2019 : L'avenir du travail. Éléments marquants*. [En ligne] <https://www.oecd.org/fr/emploi/Perspective-de-emploi-2019-Highlight-FR.pdf> (consulté le 14 novembre 2020).

- OCDE. (2019c). *Stratégie 2019 de l'OCDE sur les compétences. Des compétences pour construire un avenir meilleur*. [En ligne], <https://www.oecd-ilibrary.org/sites/9789264313859-fr/1/1/4/index.html?itemId=/content/publication/9789264313859-fr&csp=659319e1da0f2b96463ed947a73a0728&itemIGO=oecd&itemContentType=book>, (consulté le 20 novembre 2020).
- Oracle. (2020), « Qu'est-ce que le Big Data ? », Oracle, [En ligne], <https://www.oracle.com/fr/big-data/what-is-big-data.html> (consulté le 11 octobre 2020).
- Peña-Casas, R., Ghailani, D. et Coster, S. (2018). « Transition digitale dans l'Union européenne : quels impacts sur la qualité de l'emploi », ETUI : European Trade Union Institute, [En ligne], <https://www.etui.org/sites/default/files/Chapitre%206%20FR.pdf> (consulté le 18 novembre 2020).
- Pfeiffer S. (2018). The future of employment on the shop floor : Why production jobs are less susceptible to computerization than assumed. *International Journal for Research in Vocational Education and Training (IJRVET)*. Vol.5, 3, 208-225. [en ligne], https://www.pedocs.de/volltexte/2018/16162/pdf/IJRVET_2018_3_Pfeiffer_The_future_of_employment.pdf (consulté le 25/02/2020) DOI: 10.13152/IJRVET.5.3.4
- Postiaux, N., Bouillard, P., et Romainville, M. (2010). Référentiels de compétences à l'université. *Recherche et formation* (64), p. 15-30. doi:10.4000/rechercheformation.185
- PwC. (2020), « Industrie 4.0 : Quels sont les facteurs de réussite déterminants pour devenir une « industrie du futur » ? », PricewaterhouseCoopers, [En ligne], <https://www.pwc.be/en/FY20/documents/2020-06-23-industry-4.0.pdf> (consulté le 4 octobre 2020).
- Rifkin, J. (2014a), *The Zero Marginal Cost Society*, p.195-200, New York : St. Martin's Press.
- Rifkin, J. (2014b), *ibid*, p. 111
- Starck, S., & Boancă, I. (2019). Édito-Les compétences transversales: une notion et des usages qui interrogent. *Recherches en éducation*, (37). <https://doi.org/10.4000/ree.790>
- Union internationale des télécommunications. (2012), « Présentation générale de l'Internet des objets », *Union internationale des télécommunications*, [En ligne], https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-Y.2060-201206-I!!PDF-F&type=items (consulté le 16 octobre 2020).

- WEF. (2015), « New Vision for Education. Unlocking the Potential of Technology », *World Economic Forum*, [En ligne], http://www3.weforum.org/docs/WEFUSA_NewVisionforEducation_Report2015.pdf (consulté le 17 aout 2020)
- WEF. (2016), « The future of Jobs. Employment, Skills and Worforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution », *World Economic Forum*, [En ligne], http://www3.weforum.org/docs/WEF_FOJ_Executive_Summary_Jobs.pdf (consulté le 17 septembre 2020).
- WEF. (2018), « The future of Jobs Report », *World Economic Forum*, [En ligne], http://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2018.pdf (consulté le 14 octobre 2020).
- WEF. (2020), « Jobs of Tomorrow: Mapping Opportunity in the New Economy », *World Economic Forum*, [En ligne], http://www3.weforum.org/docs/WEF_Jobs_of_Tomorrow_2020.pdf (consulté le 24 octobre 2020).

Annexe 1 : Principales caractéristiques des trois premières révolutions industrielles

La première révolution industrielle date de la fin du 18^{ème} siècle. Elle est caractérisée par l'utilisation du charbon comme source d'énergie, pour alimenter une machine à vapeur qui sert de moteur dans le but d'actionner à son tour d'autres machines. La combinaison charbon-vapeur a démultiplié les capacités de production et a permis d'industrialiser les progrès techniques. La vitesse de fabrication est passée d'une unité artisanale à la fois – lorsque la compétence était transmise du maître à l'apprenti par l'expérience au sein d'une corporation, à la production en petite série réalisée dans des lieux de travail dédiés. La société qui était majoritairement agraire, artisanale et utilisait les énergies éoliennes et hydraulique s'est transformée en société industrielle mécanisée, qui a vu naître le train à vapeur, la révolution du textile, puis celle de la métallurgie.

La seconde révolution industrielle correspond à la période de production de masse. L'utilisation du pétrole et de l'électricité à la fin du 19^{ème} siècle a permis de moderniser le parc productif, et de connaître d'importants gains de productivité. La division du travail s'est accentuée vers une dichotomie dans les usines : l'ingénieur conçoit le processus de travail et l'ouvrier l'exécute sur la chaîne de production. Dès lors, l'emploi d'usine s'est démocratisé, compte tenu de l'exode rural et du faible degré de qualifications nécessaire pour y travailler.

La troisième révolution industrielle a eu lieu aux alentours de 1970. L'électronique, l'informatique et les NTIC¹⁶ ont permis une automatisation importante au sein de l'usine moderne, notamment grâce à l'utilisation de robots et de programmes informatiques dans la chaîne de travail. Le travail est recomposé entre conception et exécution, et demande davantage de compétences pour être réalisé.

¹⁶ Nouvelles Technologies d'Information et de Communication

Annexe 2 : Principales technologies disruptives de l'industrie 4.0

L'intelligence artificielle, le *machine learning* et le *deep learning*

L'objectif de l'intelligence artificielle (dorénavant « IA ») est d'imiter les capacités cognitives d'un être humain, en se servant notamment de logiques mathématiques, statistiques, probabilistes, etc. La formule qui séquence l'utilisation de ces différentes logiques s'appelle un algorithme. Il s'agit de la fonction logique du programme.

En réalité, l'IA contemporaine fait référence à la troisième génération de sa propre discipline. La seconde génération d'IA pouvait produire des résultats lorsqu'on lui fournissait des données et des règles.

La génération actuelle parvient à déduire des règles lorsqu'on l'alimente en données et en résultats, via des opérations de corrélation et de classification. C'est ce qu'on appelle le *machine learning*. Ce nouveau paradigme a été possible d'une part grâce à l'amélioration des processeurs et de leur puissance de calcul, et d'autre part, grâce à la quantité massive de données – *Big Data* (voir point suivant) – qu'il est possible de fournir à l'IA pour établir des règles statistiquement viables. D'où l'importance de l'interconnectivité de l'industrie 4.0 (Conseil de l'Europe, 2020).

Le *deep learning*, quant à lui, est une discipline du *machine learning*. Il consiste à traiter des données non-structurées, comme des images, du son ou encore du texte, en utilisant un réseau de neurones artificiels, dont chaque neurone est construit autour d'un algorithme différent. L'algorithme global est entraîné de manière à faire ressortir les éléments pertinents et importants, via par exemple des convergences ou des divergences, pour produire ses propres données (exemple : sur cette photo, je retrouve les canines d'un chien, il y a donc des chances que ça en soit un). Une des principales limites du *deep learning* réside dans la quasi-incapacité à expliquer comment l'algorithme est arrivé au résultat, tant la fonction logique est complexe (LeCun, 2015).

Le terme « IA » que nous employons tous les jours fait référence à différents algorithmes, et non à une conscience artificielle.

Le big data et le data mining

Le *big data* correspond à l'ensemble des données numériques, produites à chaque instant, qui sont connectées au réseau internet. Celui-ci est caractérisé par les 4 « V » : (1) Volume des données, (2) Vitesse de traitement et de création, (3) Variété de type de données et variété des sources, et (4) Valeur monétaire des données (Escande et Cassini, 2015). Une cinquième caractéristique s'est récemment ajoutée : il s'agit de la Véracité des données (Oracle, 2020).

Le *big data* permet notamment des activités de *data mining*, c'est-à-dire l'extraction et la modélisation de données pour identifier des profils de consommateurs, des modèles de comportement, de déplacement, de diagnostic de panne, de diagnostic médical, etc. (Valenduc et Vendramin, 2016). L'exploitation du *big data* aide à la prise de décision, permet de mieux cerner les besoins des clients ou encore d'anticiper leur consommation future (Microsoft, 2018).

Le cloud et le cloud computing

Le *cloud* (littéralement « nuage ») est un modèle économique d'externalisation des ressources. Le client utilise des ressources informatiques pour consommer un service comme de la puissance de calcul, des applications ou encore de l'espace de stockage, sans en posséder l'infrastructure technique.

Le *cloud* est un service à la demande, payable à la pièce, mesurable, et où les ressources sont mutualisées – c'est-à-dire partagées du fournisseur vers de nombreux clients, tout en étant élastique vu l'attribution dynamique de ces ressources en fonction de la demande. Il a l'avantage d'être accessible depuis la plupart des interfaces informatiques, aussi bien en situation fixe (par câble ou Wifi), que nomade (données mobiles).

Le *cloud computing* englobe les quatre types de services du *cloud*, d'après la couche technique fournie (couches cumulables). Il s'agit de :

- L'*Infrastructure as a Service* (IAAS), qui fournit une infrastructure informatique (serveur, machine virtuelle, stockage, réseau, système d'exploitation). Le public cible de ce service sont les exploitants informatiques ;
- La *Platform as a Service* (PAAS), qui fournit, en plus du IAAS, des logiciels intégrés de *middleware* (comme des serveurs d'application) ou des socles d'exécution (comme des bases de données). Le public cible de ce service sont les développeurs ;

- La *Function as a Service* (FAAS), qui fournit, en plus du IAAS et du PAAS, une gestion automatisée des serveurs, permettant à l'utilisateur de ne travailler que sur ses fonctionnalités applicatives. Le public cible est le même que pour le PAAS : les développeurs ;
- Le *Software as a Service* (SAAS), qui fournit l'ensemble des précédents services en y intégrant des applications comme la suite Office 365. Le public cible de ce service sont les utilisateurs finaux (Microsoft, 2020).

L'internet des objets

L'internet des objets (dorénavant « IoT » pour *Internet of Things*), est l'interconnexion entre internet et le monde physique à l'échelle mondiale, offrant des services évolués grâce aux technologies interopérables de l'information et de la communication (Union internationale des télécommunications, 2012).

L'IoT consiste à attribuer une identité numérique à chaque objet, tout en le dotant de la capacité à communiquer ses paramètres au réseau (OCDE, 2018a). L'IoT collecte et transmet les données dans différents *clouds* qui forment le *big data*, en vue d'être analysé par des IA.

Cette connexion permet l'échange de données digitalisées aussi bien dans l'espace professionnel (zone de production, chaîne de montage, chaîne logistique, avec l'ERP, ou encore dans le lieu de travail occupé par des intervenants humains), dans l'espace public (transport public, distribution d'eau ou d'énergie, trafic urbain) et dans l'espace privé (domotique, matériel de sport) (Valenduc et Vendramin, 2016).

En 2030, il est estimé que 100.000 milliards de dispositifs IoT seront connectés pour constituer une infrastructure « intelligente » alimentant le Big Data (Merchant, 2013, cité par Rifkin, 2014b).

Les réalités virtuelle et augmentée

La réalité virtuelle (RV) simule la présence d'un utilisateur dans un environnement artificiel. Elle permet une immersion sensorielle (visuelle, sonore, olfactive ou tactile/physique/haptique) grâce à des interfaces comme des gants, des lunettes ou encore une salle immersive.

La réalité augmentée (RA) est une superposition d'éléments numériques à la réalité.

Dans l'usine 4.0, ces deux technologies sont des outils de simulation et de modélisation. Couplés avec des programmes de dessin assisté par ordinateur (DAO), elles permettent la conception, le prototypage ou encore l'assemblage de produits en cours de recherche et développement sans devoir les fabriquer.

La « cobotique » et la robotique apprenante et mobile

Le mot « cobot » est un néologisme formé par les mots « coopération » et « robotique ». Cette discipline s'attèle à concevoir des robots qui interagissent physiquement avec l'humain pour travailler « main dans la pince ». Actuellement, on distingue trois domaines d'application : les « cobots » pilotés à distance (télé-opération) ; ceux à proximité (co-manipulation) et les exosquelettes.

La « cobotique » n'a pas pour vocation de produire des robots autonomes ou pouvant reproduire indéfiniment une succession d'opération, mais plutôt de proposer des robots pouvant être entraînés sur le terrain, et reprogrammés quand la tâche change. La collaboration homme-robot a réduit le temps d'inactivité humaine de 85 % dans certains processus de travail (Knight, 2014) Elle réconcilie la présence de travailleurs et de robots sur le même lieu de travail, étant donné que la sécurité des premiers est une directive lors de la réalisation des tâches des seconds (Cherubini *et al.*, 2017).

La robotique apprenante et mobile est caractérisé par deux éléments : la capacité d'apprentissage et la capacité de perception. Les récents progrès en calcul et en mémorisation permettent aux nouveaux robots d'adapter leur comportement d'après un historique d'évènements et d'après l'analyse de leur environnement, notamment grâce à leur capacité d'interaction avec des objets IoT (Valenduc et Vendramin, 2016).

Ces nouvelles technologies nécessitent souvent l'emploi de nouvelles compétences pour les concevoir, les programmer, les adapter, les utiliser. Elles débouchent également sur de nouvelles pratiques. Par exemple, les travailleurs européens sont 43 % à avoir récemment vécu un changement dans leur métier dû à de nouvelles technologies, et sont 47 % à avoir vu leur pratique et leurs procédures changer pour les mêmes raisons (Cedefop¹⁷, 2018a).

¹⁷ Données d'enquête basée sur un échantillon de 49.000 salariés dans l'UE28.

Annexe 3 : Analyse de la demande en compétences par secteur

Une analyse par secteur d'activité est nécessaire pour comprendre les spécificités qu'il peut y avoir dans la demande en compétences. Pour plusieurs secteurs-clés, nous observerons les tendances récentes, en comparant la variation de recrutement par métier pour la période 2013-2017 (WEF, 2018). Ensuite, nous identifierons à la fois la variation attendue de la demande en compétences à l'horizon 2030, ainsi que les métiers pour lesquels il est attendu une diminution ou une hausse dans le recrutement (MGI, 2018a).

Les données rétrospectives de cette section (pour la période de 2013 à 2017) sont issues de l'entreprise LinkedIn, croisées avec celles du World Economic Forum (WEF, 2018). La partie prospective (à l'horizon 2030) est basée sur une étude du MGI et se concentre quant à elle sur deux zones géographiques : les Etats-Unis et l'Europe de l'ouest (dorénavant « WEU » pour *Western Europe Union*).

Le secteur bancaire et des assurances

Le secteur bancaire et des assurances est sur la ligne de front de l'adoption digitale. En 2016, ces secteurs employaient 6,1 millions d'ETP aux Etats-Unis. L'Europe de l'ouest employait quant à elle 5,7 millions d'ETP. Le chiffre d'affaire de ces secteurs culminait respectivement à \$1,9 trillions aux USA contre \$1,3 pour le WEU.

Selon le WEF, de 2013 à 2017, la tendance dans les services financiers est à la baisse dans le recrutement d'assistants administratifs et de chargés de relations clientèle. Par contre, le recrutement d'ingénieurs en programmation et de spécialistes financiers est en nette augmentation.

D'après le MGI, l'emploi en *back-office* représente actuellement la catégorie d'emploi la plus importante du secteur : en moyenne 38 % des effectifs sur les

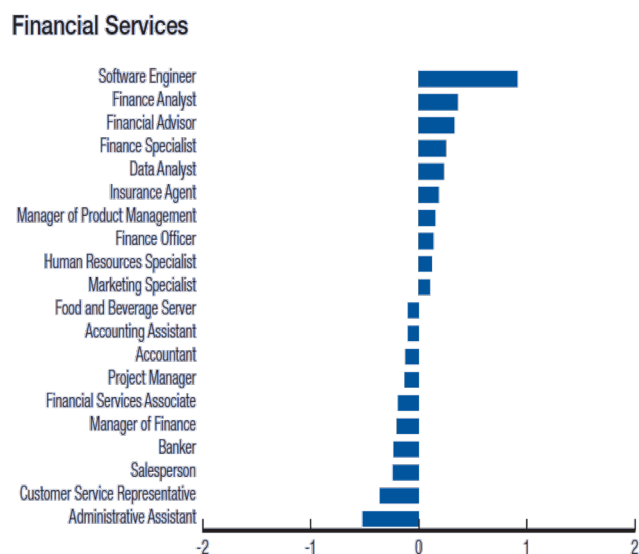
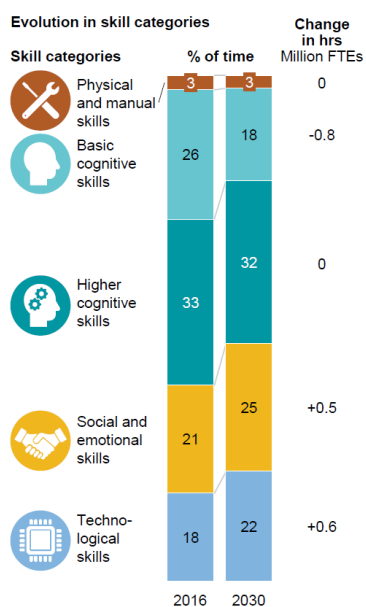


Figure 4. Services financiers : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018)

deux zones géographiques étudiées, ce qui représente 4,6 millions d’ETP. Cette catégorie d’emploi est caractérisée par le plus haut taux de variation, avec une diminution de 8 % d’ETP à l’horizon 2030.



Cela s’explique par une demande plus faible pour les compétences cognitives de base et pour la littératie et la numératie de base (en turquoise clair dans la Figure 4), comme l’encodage et le traitement de données simples.

Les compétences littéraire avancées et les compétences avancées en mathématiques (en turquoise foncé) seront également légèrement moins demandées, étant donné l’adoption généralisée des technologies en *machine learning* et en *deep learning*. Ces technologies permettront une meilleure détection des fraudes ou encore de mieux cibler les prospects, ainsi que concevoir une publicité davantage personnalisée.

Figure 5. Banque et assurance : évolution des compétences demandées en pourcentage d’heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)

Le secteur bancaire et des assurances recherchera davantage des compétences en IT de pointe comme la programmation, la conception de nouveaux programmes ou encore la maintenance de ceux-ci (en bleu).

Les compétences sociales et émotionnelles (en jaune) resteront importantes compte-tenu du *business model* sectoriel : fidéliser le client.

On anticipe une très forte demande pour les métiers de développement de programmes (app/web/ordinateur), de chargés de relations clientèle et d’analystes système. A l’inverse, il est attendu une diminution pour les agents d’assurance (étant donné que la banque en ligne permet de supprimer les intermédiaires) et pour les secrétaires (vu l’automatisation de leurs activités).

Le secteur de l'énergie (incluant le minage, le pétrole et le gaz)

En 2016, le secteur de l'énergie employait 1,1 millions d'ETP aux Etats-Unis contre 1,9 pour l'Europe de l'ouest. Le chiffre d'affaire du secteur atteignait respectivement \$1 trillions pour le premier contre \$1,1 pour le second.

Sur la période 2013-2017, le secteur a recruté moins d'ingénieurs spécialisés autour du pétrole, d'ingénieurs en mécanique, de géologues et d'assistants administratif. A contrario, on a observé une tendance haussière pour le recrutement d'ingénieurs programmeurs, et de chargés des ventes (vendeurs et managers).

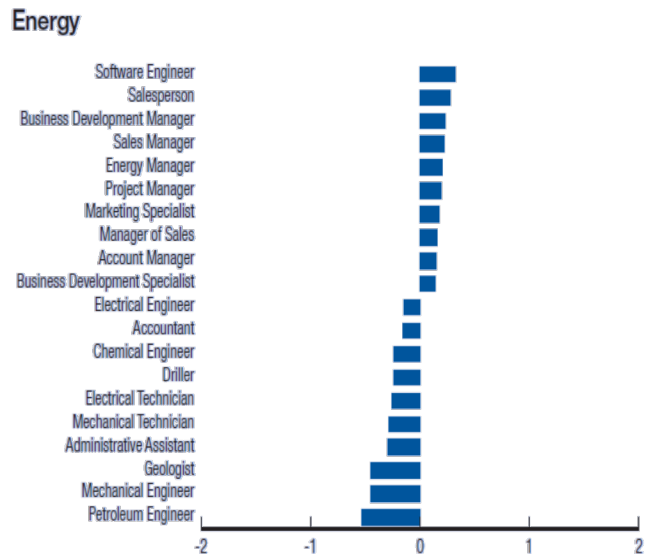


Figure 6. Energies : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018)

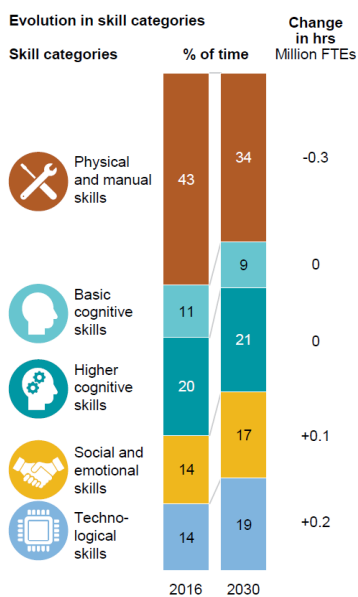


Figure 7. Energie : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)

A l'horizon 2030, les métiers qui nécessitent un travail physique prévisible (dont le rythme et l'environnement sont connus) (en brun dans la Figure 6) verront 30 % de leur temps de travail déplacé vers d'autres activités. Le temps de travail des constructeurs diminuera également de 20 %.

A l'opposé, les compétences technologiques de base et les compétences avancées en IT et en programmation (en bleu) connaîtront une très forte demande, permettant une meilleure gestion en temps réel des opérations, ou encore une planification de la maintenance plus précise.

Le secteur de l'énergie recrutera les mêmes profils que le secteur bancaire et des assurances, tout en ralentissant l'engagement des techniciens d'éolienne, d'employés *back-office* et des conducteurs d'engins lourds de type excavateur.

Le secteur des soins de santé

En 2016, le secteur des soins de santé employait 19,1 millions d'ETP aux Etats-Unis contre 20,1 pour l'Europe de l'ouest. Entre 2000 et 2016, le nombre d'ETP a augmenté d'environ 30 % dans chacune des deux zones. Le chiffre d'affaires du secteur atteignait respectivement \$2,1 trillions aux Etats-Unis contre \$1,4 pour l'Europe de l'ouest.

Pour la période 2013-2017, nous constatons une diminution dans le recrutement des assistants administratifs, ainsi que des vendeurs. La tendance haussière d'embauche d'ingénieurs en programmation s'est illustrée dans le secteur de la santé également.

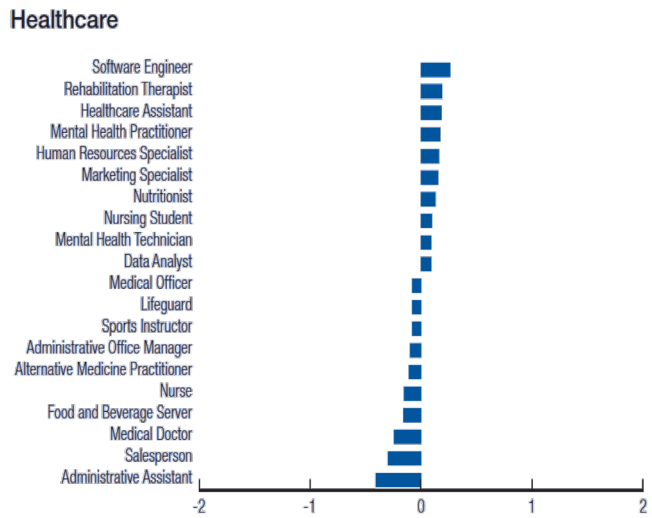


Figure 8. Soins de santé : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018)

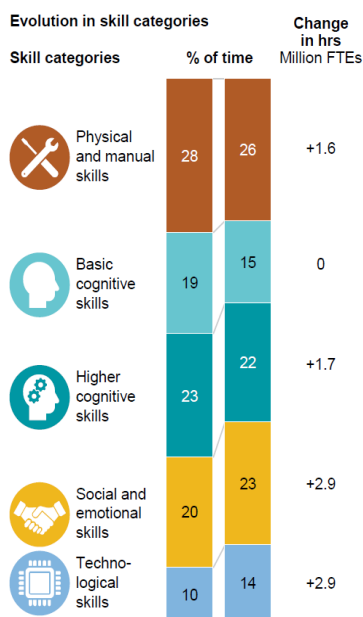


Figure 9. Soins de santé : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)

D'après l'étude prospective du MGI, c'est encore une fois, la demande d'emploi pour des fonctions *back-office* qui diminuera à l'horizon 2030, avec près de 20 % des heures de travail déplacées. Une très forte demande est attendue pour des compétences telle que l'entrepreneuriat et la prise d'initiative ou encore des compétences technologiques de base et avancées en IT et en programmation. La créativité, l'habilité au management et l'adaptabilité seront fortement demandées. Les métiers physiques (incluant par exemple les kinés) connaîtront également une hausse de la demande.

Compte tenu du changement démographique et de la probable nouvelle expérience patient/fournisseur de soins via une interface digitale, le secteur des soins de santé comptera plus d'infirmières, d'aides à domicile, de développeurs app/web/ordinateur à l'horizon 2030.

Le secteur de la vente

En 2016, le secteur de la vente employait 15,7 millions d'ETP aux Etats-Unis contre 16,6 pour l'Europe de l'ouest. Le chiffre d'affaire du secteur de la vente atteignait respectivement \$1,8 trillions pour le premier contre \$1,2 trillions pour le second.

De 2013 à 2017, il y a eu une nette diminution de l'embauche de vendeurs. Le recrutement d'assistants administratifs est également dans une tendance

baissière, suivi par les chargés de relations clientèle et les managers de magasins. A l'opposé de cette tendance à la baisse, nous retrouvons les spécialistes et les managers marketing, ainsi que les ingénieurs programmeurs.

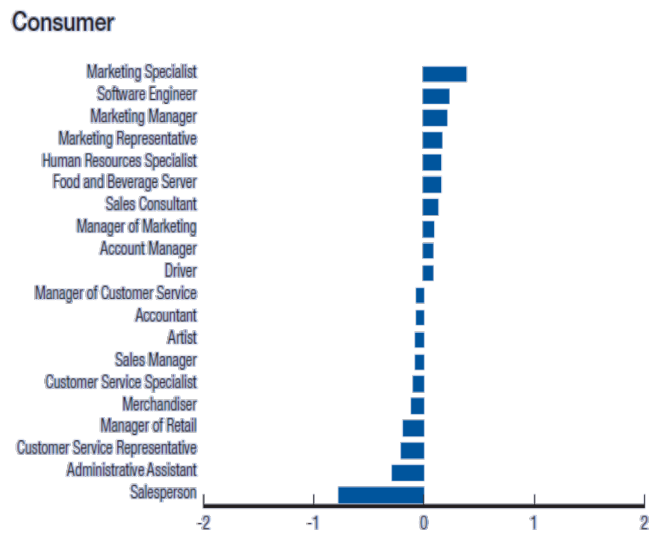


Figure 10. Vente : tendance du recrutement par métiers (source : WEF, 2018)

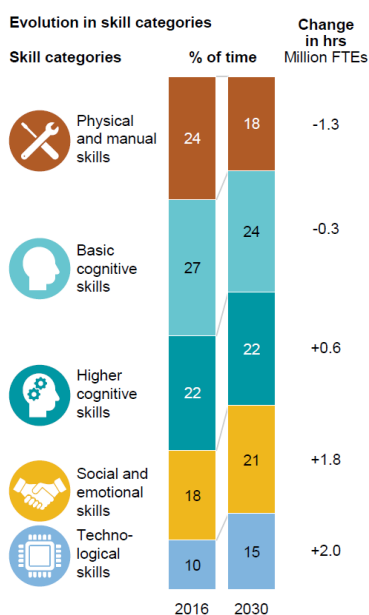


Figure 11. Vente : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)

La Figure 11 illustre la nette diminution d'heures de travail prestées pour les compétences physiques et manuelles. Les métiers physiques prévisibles (en brun dans la Figure 10) verront leur temps de travail déplacé de 30 % vers d'autres tâches, suite notamment à l'automatisation de la gestion des stocks. Cette automatisation aura pour conséquence une très forte demande pour de compétences avancées en IT et en programmation, en R&D et en développement (en bleu).

On suppose aussi une forte demande pour des capacités d'analyse avancée de données, de compétences technologique de base (en bleu), de créativité, d'interprétation de données complexes (en turquoise foncé) et des compétences sociales et émotionnelles dans leur ensemble, particulièrement celle de l'empathie (en jaune).

Seront principalement recherchés des développeurs app/web/ordinateur, des managers opérationnels et des chargés de relations clientèle. Le secteur de la vente comptera moins d'employés *back-office*, de conducteurs d'engins légers de type « clark » ou camionnettes de

livraison, et de préparateurs de commandes. Le nombre de vendeurs physiques est également amené à baisser suite à l'expansion du commerce en ligne.

Le secteur de la production

En 2016, le secteur de la production employait 12,1 millions d'ETP aux Etats-Unis contre 24,2 pour l'Europe de l'ouest. Par rapport à l'année 2000, le nombre d'ETP a été réduit de 20 % dans chacune des deux zones. Le chiffre d'affaire du secteur atteignait respectivement \$5,6 trillions pour le premier contre \$6,2 pour le second.

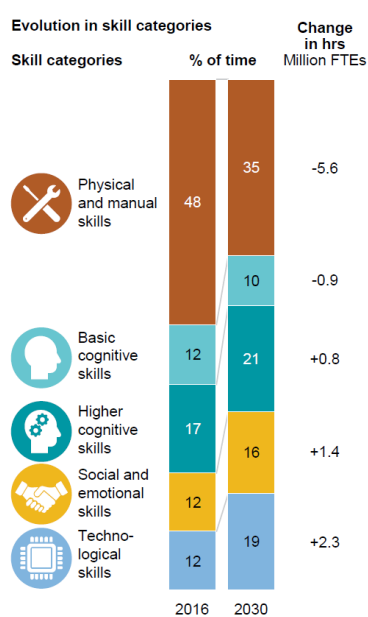


Figure 12. Production : évolution des compétences demandées en pourcentage d'heures de travail et leur variation en ETP en 2030 (source : MGI, 2018a)

Le secteur de la production emploie intensivement des compétences physiques et manuelles. 46 % des heures de travail de ce secteur sont réalisées dans des métiers physiques prévisibles (en brun dans la Figure 11). En 2016, les Etats-Unis et l'Europe de l'ouest comptabilisaient 16,9 millions d'ETP dans cette catégorie d'emploi.

En 2030, il est attendu que ce nombre d'heures chute à 32 %, soit un déplacement de 5,1 millions d'ETP. L'Intelligence artificielle et l'automatisation impacteront considérablement les différentes chaînes de valeur de la production : la chaîne d'approvisionnement, la robotique adaptative et les machines autonomes seront autant de technologies qui bouleverseront les *business models* et les métiers jusqu'ici établis. La demande pour les métiers physiques prévisibles et imprévisibles (en brun) du secteur de la production diminuera deux fois plus

fortement que dans les autres secteurs. Les compétences digitales de base et avancées (en bleu) connaîtront une très forte demande. Former autrui, l'adaptabilité, le leadership, l'entrepreneuriat (en jaune), la créativité et l'interprétation de données complexes (en turquoise foncé) seront autant de qualités recherchées dans ce secteur.

Au sommet de la demande en terme de métiers, nous retrouvons les développeurs app/web/ordinateur, les chargés de relation clients et les ingénieurs en formations. Les métiers d'approvisionneur en matières premières de machines, ou d'opérateurs packaging pourraient quant à eux diminuer de 50 %.

