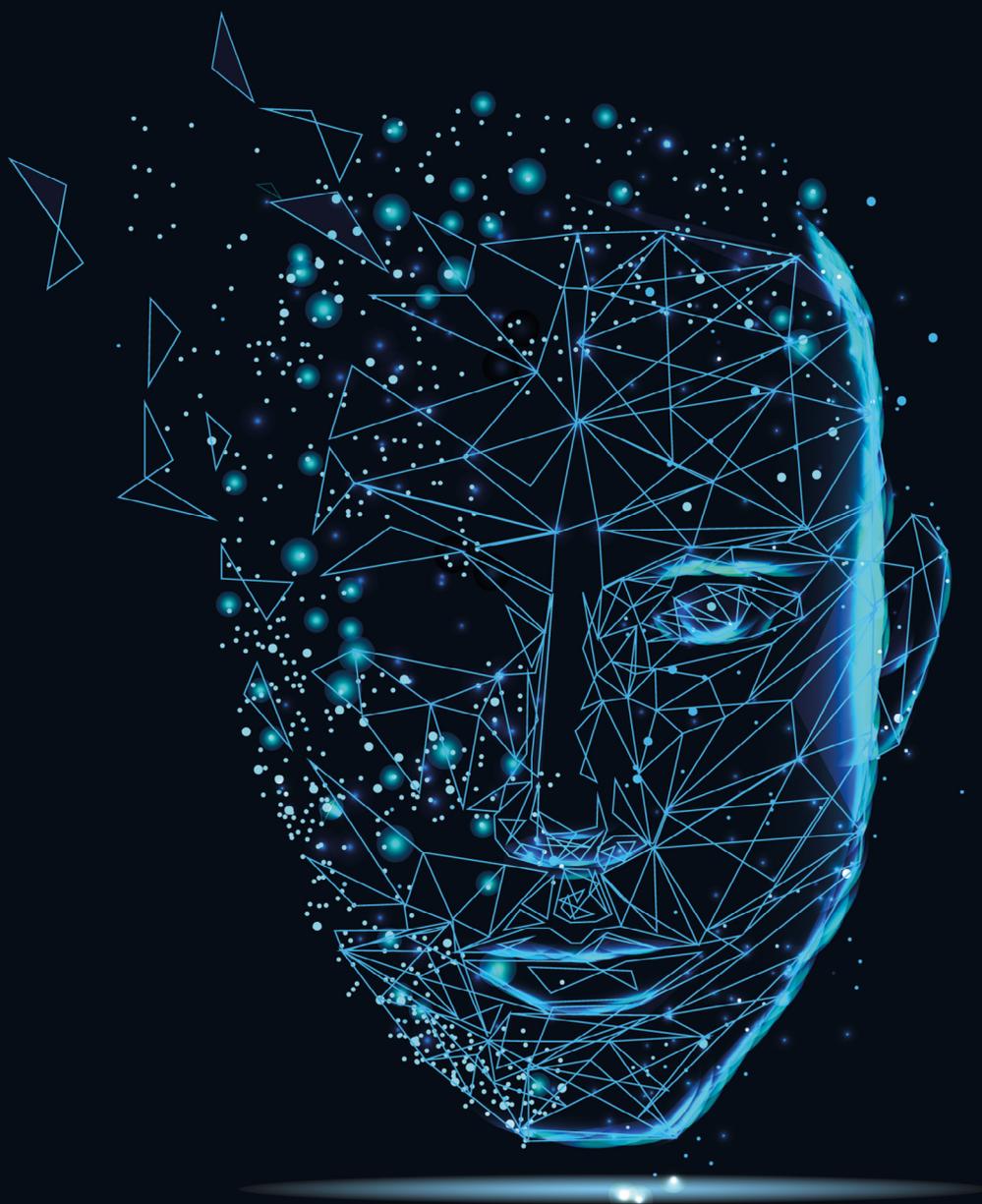


SKEMA BUSINESS SCHOOL

# L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Technologies et acteurs clés

édition 2022



# L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Technologies et acteurs clés

édition 2022

## AUTEURS

**Ludovic Dibiaggio** est Professeur de management de l'innovation à SKEMA Business School. Directeur du centre de recherche Knowledge Technology and Organisation (KTO) de SKEMA Business School, il est chercheur associé du Groupe de recherche en droit, économie, gestion (Gredeg) et directeur de l'Observatoire des impacts technologiques, économiques et sociétaux de l'intelligence artificielle (OTESIA). Ses recherches s'intéressent à l'étude des conditions et des facteurs favorisant l'innovation ainsi que de ses effets sur les organisations et les territoires dans des contextes industriels liés aux semi-conducteurs, aux biotechnologies, aux piles à combustible et à l'intelligence artificielle.

**Mohamed Keita** est ingénieur d'études Data Scientist à SKEMA Business School. Il est titulaire d'un Master de Mathématiques Appliquées de l'Université Aix-Marseille. Ses centres d'intérêt portent sur la modélisation statistique appliquée aux sciences sociales, notamment dans le domaine de la gestion et de l'économie en lien avec le changement technique. Passionné de statistiques et intéressé par la programmation sous Python, il s'intéresse particulièrement à l'intelligence artificielle à la fois comme un objet d'étude particulier et comme un outil d'analyse innovant.

**Lionel Nesta** est Professeur des Universités à l'Université Côte d'Azur et chercheur au GREDEG (CNRS UCA) . Il est également chercheur associé à l'OFCE (Sciences Po Paris) et à SKEMA Business School. Ses travaux de recherche portent sur les grands bouleversements des économies modernes (transition énergétique, digitalisation, mondialisation), et sur leurs effets sur la croissance des entreprises et sur le fonctionnement des marchés. A l'OFCE, il a dirigé le Département de Recherche sur l'Innovation et la Concurrence de 2015 à 2020.



## REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient chaleureusement Bénédicte Decaux (SKEMA Business School), Charlie Joyez (GREDEG CNRS-UCA), Jean-Noel Mattei (SKEMA Business School), Margherita Pagani (SKEMA Business School) et le comité scientifique d'OTESIA pour leur aide précieuse durant la rédaction de ce rapport.

Avec le soutien de nos partenaires





Ce rapport contribue non seulement à une meilleure lecture de la dynamique industrielle et scientifique à l'œuvre, mais aussi à l'élaboration d'un nouveau contrat social et sociétal que les individus décideront de mettre en œuvre avec l'avènement de cette 4<sup>e</sup> Révolution industrielle.”

## ÉDITO

SKEMA Business School s'est fixée pour mission d'être une institution d'enseignement et de recherche globale qui forme des talents engagés pour transformer le monde durablement. **L'hybridation entre les sciences humaines et sociales et celles de la donnée est le cœur de son modèle et l'exposition globale en est le mode opératoire.**

Aussi, lorsque l'intelligence artificielle s'est invitée à la table des recherches en management et des pratiques dans les entreprises, il était évident pour SKEMA d'intégrer dans ses formations, dans ses recherches et dans ses modes d'enseignement, cette IA dont les contours étaient et demeurent encore assez flous pour le grand public. SKEMA a beaucoup investi ces dernières années dans les recherches AI for business, avec la constitution d'un corps professoral multidisciplinaire engagé dans des travaux AI Human centric et AI Data centric, et a structuré plusieurs initiatives : Une école d'AI for business, un Centre de recherche en IA regroupant une trentaine de chercheurs, des partenariats très forts avec UCA au travers du 3IA et d'OTESIA, un centre de R&D à Montréal au cœur de l'éco-système hyper dynamique du Canada, et surtout une préparation à l'IA proposée à nos 10 000 étudiants répartis sur plusieurs continents.

Le rapport L'intelligence Artificielle, technologies et acteurs clés que vous tenez entre les mains est un document fondateur et important. C'est la première fois que nous y voyons clair en la matière et que nous dessinons un panorama limpide des acteurs et des technologies. Il permet également d'identifier les questions essentielles que nous devons collectivement nous poser pour préserver une autonomie technologique et industrielle nous permettant de développer une IA centrée sur l'humain.

Ce rapport est aussi une mine d'information pour les entreprises françaises et notre pays, pour développer des stratégies industrielles soutenables et performantes. La politique industrielle de la France doit s'écrire aussi autour de l'intelligence artificielle, les entreprises dans les territoires peuvent définir des collaborations académiques et scientifiques, sur le modèle de ce qui se développe sur la Côte d'Azur avec OTESIA, et concevoir de nouveaux business models. PME et grandes entreprises ont une carte à jouer pour ne pas rater le tournant industriel et technologique qui se dessine grâce à l'extraordinaire potentiel de l'IA.

Ce rapport sera actualisé chaque année pour devenir une sorte d'observatoire de l'évolution scientifique et industrielle, de la transformation de notre société grâce à l'utilisation de l'IA.

SKEMA prend ainsi date et proposera des résultats et des éclairages spécifiques, des recommandations permettant d'accompagner les décideurs économiques et politiques et de contribuer au débat public. L'épineuse question de l'éthique, des valeurs, des impacts de cette intelligence artificielle sur l'évolution de l'humanité pourra ainsi être débattue sereinement grâce à des données fiables et valides. En cela, ce rapport contribue non seulement à une meilleure lecture de la dynamique industrielle et scientifique à l'œuvre, mais aussi à l'élaboration d'un nouveau contrat social et sociétal que les individus décideront de mettre en œuvre avec l'avènement de cette 4ème Révolution industrielle.

Bonne lecture !



### ALICE GUILHON

Directrice Générale de SKEMA  
Business School

Présidente de la Conférence des  
Directeurs des Écoles Françaises  
de Management - CDEFM

## ÉDITO



### **Jeanick Brisswalter**

Professeur des Universités,  
Président d'Université Côte d'Azur

L'intelligence artificielle est au centre de la transition numérique, de notre quotidien et de celui des entreprises. Elle porte d'innombrables enjeux sociétaux et scientifiques. En tant que domaine de recherche et de formation en particulier, elle prend une importance critique pour tous les acteurs de la sphère socio-économique ainsi que pour la dynamique de développement des territoires. Pourtant, le concept aux limites encore incertaines reste parfois difficile à définir pour la plupart des acteurs du développement économique et plus généralement pour les citoyens. Il est donc important de contribuer à l'économie de la connaissance et à la diffusion du savoir.

L'université qui articule dans ses missions la formation, la recherche et l'innovation, est le lieu où l'on peut se saisir de ce défi. Naturellement l'Université Côte d'Azur, dite « Université de recherche intensive » labélisée IDEX et qui pilote l'un des quatre instituts interdisciplinaires en Intelligence Artificielle (3IA) en France s'est rapidement engagée avec le conseil départemental des Alpes-Maritimes et de nombreux partenaires, dans la mise en place d'un Observatoire de l'IA et de ses Impacts Technologiques Economiques et Sociétaux (OTESIA). Celui-ci permet de mener des réflexions et de délivrer des conseils à tous les acteurs du développement de l'écosystème azuréen.

Ce rapport conséquent, dont il faut saluer le travail des auteurs, permet de mieux comprendre l'IA, de la décrire et d'en cartographier les acteurs clés afin de permettre à chacun de mieux se saisir des opportunités qu'elle représente pour notre territoire.

Bonne lecture !



Ce rapport conséquent, dont il faut saluer le travail des auteurs, permet de mieux comprendre l'IA, de la décrire et d'en cartographier les acteurs clés afin de permettre à chacun de mieux se saisir des opportunités qu'elle représente pour notre territoire.”

## SOMMAIRE

Résumé exécutif

10

---

Introduction

20

---

Chapitre 1

**Définitions, enjeux  
économiques,  
mesures**

22

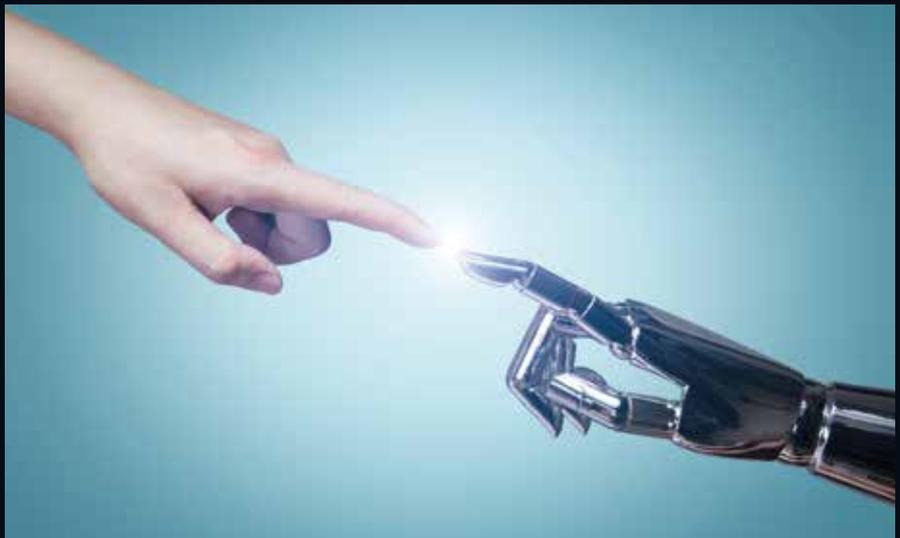
---

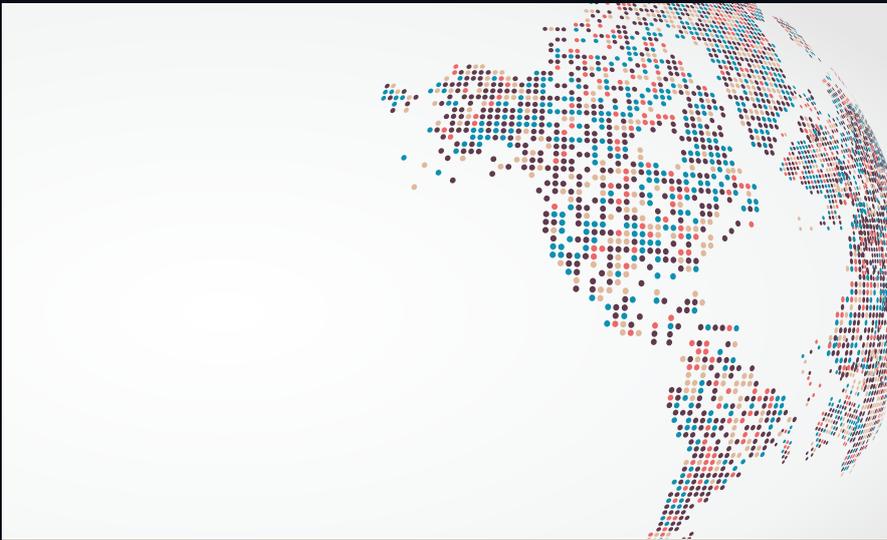
Chapitre 2

**L'IA comme  
système  
technologique**

46

---





Chapitre 3

**Le positionnement  
stratégique  
des pays**

**66**



Chapitre 4

**Les acteurs privés  
et les institutions  
de recherche**

**84**

Bibliographie

**108**

Annexe méthodologique

**112**

# RÉSUMÉ EXÉCUTIF

## CHAPITRE 01



### DÉFINITIONS ET ENJEUX

**01** Il existe de nombreuses définitions de l'IA. Si elles ne sont pas toujours cohérentes entre elles, elles s'accordent sur l'idée que l'IA repose sur des algorithmes très performants, capables d'apprendre, de raisonner, et d'accomplir des tâches qu'a priori seule l'intelligence humaine peut accomplir.

**02** L'IA peut se concevoir alors fondamentalement comme un ensemble de techniques de prédiction qui consistent à associer à une information une action destinée à atteindre un objectif prédéterminé par l'homme.

**03** Depuis 2010, l'apprentissage automatique (ML) et l'apprentissage profond (DL) ont grandement amélioré la performance prédictive des algorithmes. Par IA (dans son acception faible), on entend aujourd'hui : (i) un outil d'aide à la

décision à moindre coût ; (ii) le développement de l'automatisation définie comme une technique consistant à faire fonctionner un appareil, un procédé ou un système de façon autonome ; (iii) dans son acception forte, une intelligence dépassant l'intelligence humaine et offrant à long terme des perspectives encore inconnues.

**04** L'IA apparaît comme une technologie d'application générale, ou GPT (General Purpose Technology) ayant vocation à être adoptée dans un grand nombre de secteurs.

**05** La liste des secteurs concernés est déjà considérable et inclut notamment les transports, l'agriculture, les services financiers, la conformité juridique des contrats, l'ensemble des domaines scientifiques, la santé, l'action publique et la sécurité dont la sécurité numérique des entreprises.

### 06

Les effets cumulatifs de l'IA peuvent être positifs ou négatifs. D'un côté, les gains de productivité des entreprises, la création de nouveaux marchés, et la substitution du travail par du capital IA, sont encore mal ou peu compris et demeurent un enjeu majeur. Les effets de réallocation du capital, du travail entre entreprises et entre secteurs restent à évaluer. Ils impliquent des coûts d'ajustement importants supportés à la fois par les entreprises et les travailleurs. L'impact de l'IA est essentiellement attendu en matière d'innovation et de travail.

**07** L'IA engendre non seulement des innovations de produits, de procédés et organisationnelles. Si les effets attendus de l'IA sur la croissance économique sont considérables, les études concernant les gains de productivité restent à ce stade peu concluantes.

**08** Les estimations empiriques de l'impact de l'IA sur l'emploi sont à ce jour quasiment inexistantes. La plupart des études théoriques s'intéressent aux technologies numériques et de l'automatisation. Les résultats ont plutôt tendance à diverger. Si certaines insistent sur les effets substitutifs et négatifs sur l'emploi, à contrario d'autres mettent plutôt en avant les effets complémentaires des technologies numériques contribuant à l'amélioration des emplois existants ou à la création de nouveaux emplois.

**09** Les progrès des technologies numériques se traduisent par une augmentation de puissance de calcul, de disponibilité et de gestion des mégadonnées. Ces performances permettent de développer des algorithmes d'apprentissage capables d'automatiser des tâches jusqu'à considérées comme non routinières et requérant une intervention humaine. Ce processus d'automatisation commence à impacter des activités à très haute valeur ajoutée.

**10** De fait, les gains attendus de l'IA doivent s'envisager au regard de l'ensemble des coûts associés. Malgré les efforts d'analyse, les développements technologiques de l'IA et leurs applications sont difficiles à anticiper et évaluer quantitativement. Les optimistes y voient un potentiel de gains de productivité et un renouveau de la croissance économique. Les pessimistes préfèrent y voir un excès de confiance face à la persistance d'une croissance molle.



# RÉSUMÉ EXÉCUTIF

## CHAPITRE 02

### LA TECHNOLOGIE

**11** La naissance des travaux liés à l'IA se situe dans la première moitié du 20<sup>e</sup> siècle mais l'essor de cette technologie date de l'année 1990 avec près de 5000 brevets IA déposés cette année là. Ce nombre augmente progressivement et atteint environ 30 000 brevets déposés en 2010, date à laquelle on assiste à une inflexion importante qui marque une période ininterrompue de croissance pour atteindre plus de 120 000 brevets déposés en 2017.

**12** S'agissant d'une technologie GPT, l'IA est aujourd'hui entrée dans une phase d'exploration tous azimuts. Chaque année, de nombreuses combinaisons sont expérimentées. Cette nouveauté combinatoire reflète des activités d'invention qui mobilisent des savoirs scientifiques au service de fonctionnalités adaptées à de nouvelles applications.

**13** En effet, l'augmentation du nombre de combinaisons technologiques n'a cessé d'augmenter depuis 2010 confirmant l'idée que l'IA est une technologie de type GPT. Après s'être maintenue à environ 20% par an, cette phase exploratoire s'est intensifiée sur la dernière décennie.

**14** Les dix premiers domaines scientifiques sont par ordre décroissant : les sciences de l'informatique (19,8%) ; la médecine clinique (14,5%) ; la biologie (12,3%) ; l'ingénierie électrique et électronique (10,1%) ; la recherche médicale (6,2%) ; la chimie (5,2%) ; les sciences physiques et l'astronomie (4,8%) ; les mathématiques (4,3%) ; l'économie (2,2%) ; les sciences de la santé (2,2%). Ces 10 premiers domaines scientifiques couvrent plus de 80% des références scientifiques présentes dans les brevets IA.

**15** Les dix premières techniques sont par ordre décroissant : l'apprentissage automatique (19,3%) ; les réseaux

de neurones (16%) ; l'apprentissage non supervisé (13,6%) ; l'apprentissage renforcé (11,4%) ; les approches bio-inspirées (10,8%) ; les modèles probabilistes graphiques (10,5%) ; la logique floue (4,4%) ; l'apprentissage profond (3,2%) ; les systèmes experts (3,0%) ; l'apprentissage des règles (2,6%). Ces 10 premières techniques IA couvrent plus de 95% des occurrences des techniques IA.

**16** Les dix premières fonctions sont par ordre décroissant : la biométrie (24,6%), la compréhension des scènes (16,1%) ; la vision par ordinateur (7,4%) ; la reconnaissance du locuteur (6,8%) ; la planification (6,3%) ; la reconnaissance de caractères (6,2%) ; la reconnaissance vocale (6,2%) ; les méthodes de contrôle (5,9%) ; la sémantique (3,5%) ; la segmentation d'images et de vidéos (3,3%). Ces 10 premières fonctions IA couvrent plus de 86% des occurrences des fonctions IA.

**17** Les dix premiers domaines d'application sont par ordre décroissant : les sciences médicales (17,5%) ; les transports (15,9%) ; la sécurité (14,9%) ; les télécommunications (11,4%) ; les objets personnels et l'informatique (7,8%) ; l'industrie et la manutention (4,8%) ; les industries de réseaux (4,4%) ; le milieu des affaires (3,8%) ; la gestion de documents (3,2%) ; le secteur de l'éducation (3,1%). Ces 10 premiers domaines d'application couvrent plus de 85% des occurrences des applications IA.

**18** Concernant les liens entre les sciences et les techniques, la fréquence la plus élevée se trouve entre l'informatique (en tant que domaine scientifique) et l'apprentissage automatique, puis entre l'informatique et les réseaux de neurones. L'attraction mutuelle la plus élevée lie la biologie aux approches bio-inspirées, puis la recherche médicale aux approches bio-inspirées.

**19** Concernant les liens entre les techniques et les fonctions, la fréquence la plus élevée se trouve entre l'apprentissage automatique et la vision par ordinateur, puis entre les réseaux de neurones et la vision par ordinateur. L'attraction mutuelle la plus élevée lie l'apprentissage des règles à la sémantique, puis la logique floue aux méthodes de contrôle.

**20** Concernant les liens entre les fonctions et les domaines d'applications, la fréquence la plus élevée se trouve entre la biométrie et la sécurité, puis entre la vision par ordinateur / la compréhension des scènes avec le domaine des transports. L'attraction mutuelle la plus élevée lie la reconnaissance de caractères à la gestion de documents, puis la reconnaissance vocale et du locuteur aux télécommunications.





# RÉSUMÉ EXÉCUTIF

## CHAPITRE 03

### LES ACTEURS NATIONAUX

**21** La localisation des brevets peut s'effectuer soit par la localisation du bureau auquel la demande de propriété intellectuelle est adressée, soit par la localisation de l'inventeur. Le développement d'un brevet dans un pays particulier implique des investissements complémentaires, en termes d'infrastructure, de personnel qualifié, de réseaux, puis de systèmes de formation sous-jacents préalables. Toute invention est donc adossée à un système national d'innovation spécifique. **Aussi nous localisons les brevets, non pas par le bureau de dépôt de la demande, mais par la localisation géographique de l'inventeur.**

**22** Les cinq pays leaders totalisent à eux seuls 80% de la production de brevets incorporant des techniques liées à l'IA. Les États-Unis (30%) et la Chine (26%) comptent plus de la moitié des brevets déposés. Ils sont suivis par le Japon (12%), la Corée du Sud (6%) et l'Allemagne (5%).

**23** Le Royaume-Uni, la France et le Canada suivent avec près de 7% de la production de brevets à eux trois. La France se classe au sixième rang mondial avec 2,4% des brevets IA.

**24** En matière de techniques IA, le positionnement stratégique de la France se concentre autour de l'innovation dans les techniques de systèmes experts, de modèles graphiques probabilistes et d'apprentissage des règles. La France affiche des faiblesses importantes dans l'apprentissage profond, la logique floue, et dans l'apprentissage par renforcement.

**25** En ce qui concerne les fonctions IA, la France se révèle très spécialisée en sémantique, en reconnaissance de caractères et en vision par ordinateur. En revanche, elle est particulièrement absente en planification, en reconnaissance du locuteur et en reconnaissance vocale.

**26** En termes d'applications IA, la France s'est spécialisée dans les domaines du transport et de la sécurité. En revanche, elle est en retrait dans les applications liées au monde des affaires, à la gestion des documents et au traitement de texte, dans les applications à but éducatif, dans les appareils personnels et informatiques et dans les télécommunications.

**27** Les matrices stratégiques montrent que parmi les techniques, fonctions et applications IA sélectionnées, la Chine domine très largement la course à l'innovation et tend à accroître ses parts de marché en dépit d'une spécialisation relativement faible dans plusieurs domaines. La Corée du Sud affiche clairement ses ambitions et gagne des parts de marché dans la plupart des domaines.

**28** En la matière, la France n'est jamais en situation de consolidation de position dominante. Elle semblait prometteuse en réseaux de neurones (techniques IA), ou dans le domaine des transports (application IA), mais sans gain de part de marché depuis les années 2010.





# RÉSUMÉ EXÉCUTIF

## CHAPITRE 04

### LES ACTEURS PRIVÉS ET LES INSTITUTIONS DE RECHERCHE

**29** Le géant américain du matériel informatique IBM est le leader incontesté du domaine et possède presque 16 000 brevets correspondant à un peu plus de 10 000 inventions (familles de brevets). En deuxième position, on retrouve Intel, un autre acteur américain avec plus de 14 000 brevets. Samsung, le géant coréen de l'électronique, est classé troisième avec 13 243 brevets, suivi de Microsoft et NEC. L'absence des GAFA résulte de leur stratégie d'appropriation industrielle qui ne donne pas la priorité aux brevets.

**30** On remarque la faible présence d'entreprises européennes parmi les acteurs majeurs de l'IA. Siemens, le leader européen avec 7 628 brevets, possède moins de la moitié du nombre de brevets détenus par IBM (15 931 brevets). Siemens et Philips sont les deux acteurs européens les plus importants. Avec presque la moitié du nombre de brevets détenus par Philips, Bosch suit avec 3 836 brevets.

**31** Thalès, premier acteur privé français et quatrième européen, comptabilise 2 981 brevets. Ensuite, on trouve Alcatel avec 1 344 brevets, et Valeo avec 817 brevets. Si ce volume paraît significatif, il n'en reste pas moins qu'à l'échelle mondiale, les leaders français sont des acteurs périphériques.

**32** Les organismes de recherche publics sont le fer de lance de l'innovation IA en France. Avec 891 brevets, le CNRS est suivi par le Commissariat à l'Énergie Atomique (CEA), l'Institut Pasteur, l'INSERM, l'INRIA puis l'Institut Curie.

**33** La qualité des brevets IA des organismes de recherche français est remarquable avec une production de brevets à forte valeur économique.

**34** Nous observons une organisation publique/privée spécifique à chaque région du monde. En Europe, la croissance de l'IA s'est effectuée avec un développement concomitant de la recherche publique et de la recherche privée. Dans le cas asiatique (Corée du Sud et Japon), les acteurs publics prennent une part croissante dans l'innovation IA, cette dynamique étant l'expression d'une recherche publique initialement atone. Enfin aux États-Unis, la base technologique de l'IA repose sur l'innovation des acteurs privés. La recherche publique est significative mais néanmoins en recul.



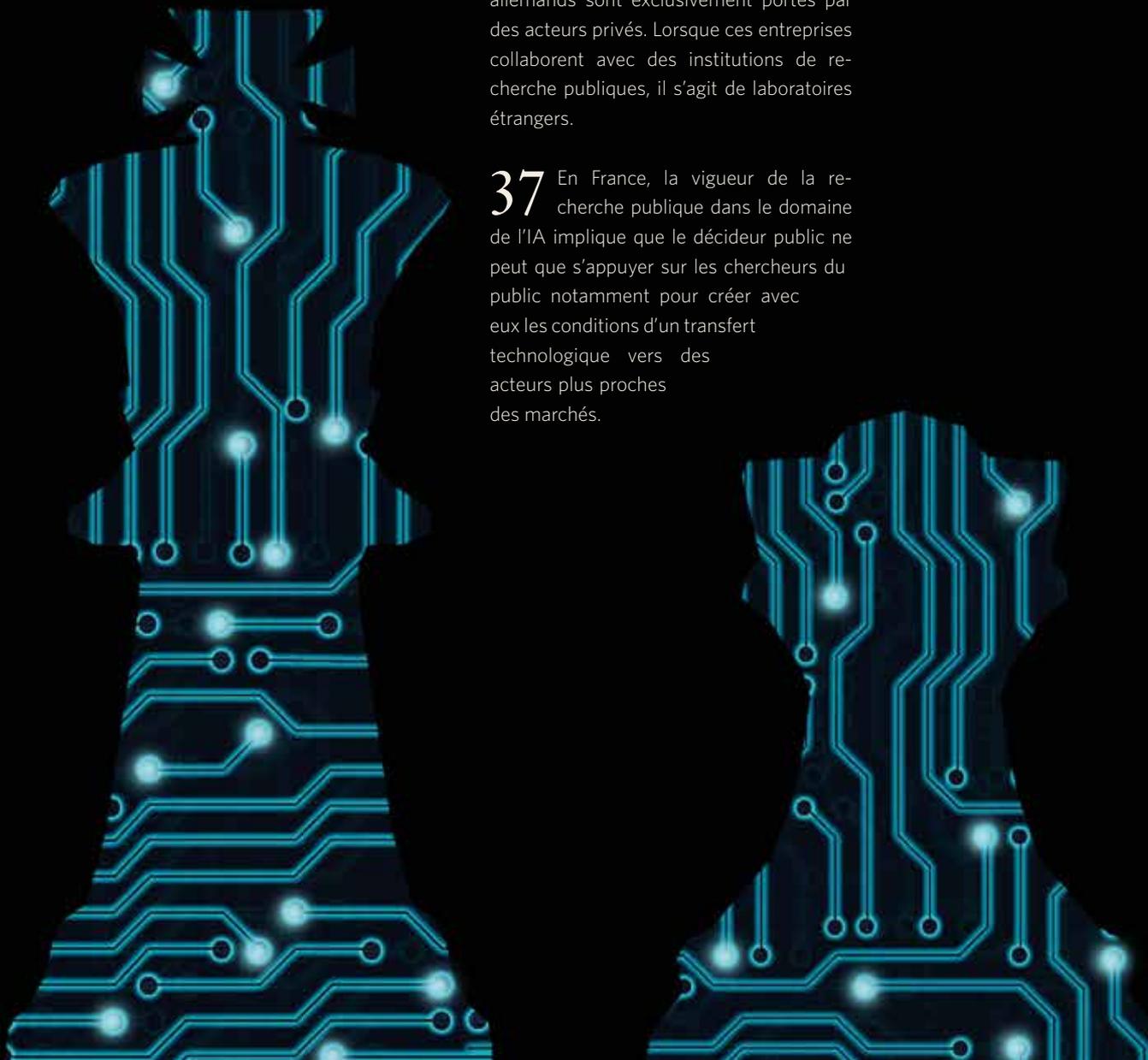
**35** Nous comptons une minorité de co-brevets, environ 40 000, soit moins de 5% de l'ensemble. Ils concernent essentiellement les acteurs privés (plus de 7 000 co-brevets entre acteurs privés, et plus de 2 000 co-brevets entre acteurs publics et privés, soit 90% des co-brevets). Les brevets impliquant au moins un acteur public représentent 30% des co-brevets. Dans le même ordre d'idée, la très grande majorité des collaborations sont intra-nationales (presque 90%).

Les entreprises privilégient les collaborations intra-nationales, alors que les collaborations impliquant au moins un acteur public sont davantage tournées vers l'international.

**36** Il existe un fort niveau de collaboration entre les diverses institutions publiques de recherche en France. Elles sont toutefois peu ouvertes aux collaborations internationales. Les réseaux de collaboration en co-brevets IA de l'Allemagne montrent une impulsion contraire à celle de la France. Les brevets entre acteurs allemands sont exclusivement portés par des acteurs privés. Lorsque ces entreprises collaborent avec des institutions de recherche publiques, il s'agit de laboratoires étrangers.

**37** En France, la vigueur de la recherche publique dans le domaine de l'IA implique que le décideur public ne peut que s'appuyer sur les chercheurs du public notamment pour créer avec eux les conditions d'un transfert technologique vers des acteurs plus proches des marchés.

**38** La différence observée entre les systèmes d'innovation allemand et français nous questionne quant à leur complémentarité. Il revient aux décideurs publics d'imaginer des organisations innovantes, sachant qu'être exclu des développements futurs de l'intelligence artificielle serait synonyme de perte d'influence et de rayonnement international.



# ANNEXE MÉTHODOLOGIQUE

**39** En recensant les brevets de manière systématique, la base PATSTAT constitue une source d'information unique sur le comportement d'innovation. Il nous est alors possible de rendre compte du processus conjoint de spécialisation des acteurs et de structuration des savoirs. Outre son identifiant unique, chaque brevet est caractérisé par : (i) l'année de première de demande de dépôt ; (ii) le(s) propriétaire(s) (individus, laboratoires publics ou entreprises) et leurs adresses ; (iii) le nom des inventeurs et leurs adresses ; (iv) un vecteur de classes technologiques ; (v) son titre, son résumé ; (vi) ses citations envers des brevets antérieurs et envers des publications scientifiques pertinentes pour l'invention en question ; (vii) la taille de la famille.

**40** Nous nous appuyons sur la méthode du bureau international des brevets (WIPO) et de leur rapport "WIPO Technological Trends 2019 - Artificial Intelligence". Cette classification reprend les trois principales catégories d'IA du triptyque TFA : (i) les techniques ; (ii) les fonctions ; (iii) les domaines d'applications.

**41** Entre 1990 et 2017, il y a plus de 860 000 brevets en relation avec l'IA, pour environ 660 000 familles. Parmi eux, environ 209 000 brevets peuvent être considérés comme des techniques IA, environ 266 000 des fonctions IA et 703 000 des applications IA. La taille moyenne d'une famille de brevets IA est donc de 1,3 brevet.

**42** Nous parvenons à localiser pratiquement 90% des brevets de manière fiable, ce qui constitue une valeur ajoutée de ce travail. Les études localisent généralement un brevet par l'autorité nationale de demande de protection intellectuelle.

**43** Nous augmentons le modèle TFA des publications scientifiques citées dans les brevets. La base recense ainsi 550 000 articles cités. Entre 1990 et 2017, le nombre d'articles scientifiques cités dans les brevets IA augmente constamment. Cette croissance reste toutefois inférieure à celle du nombre de demandes de brevets.

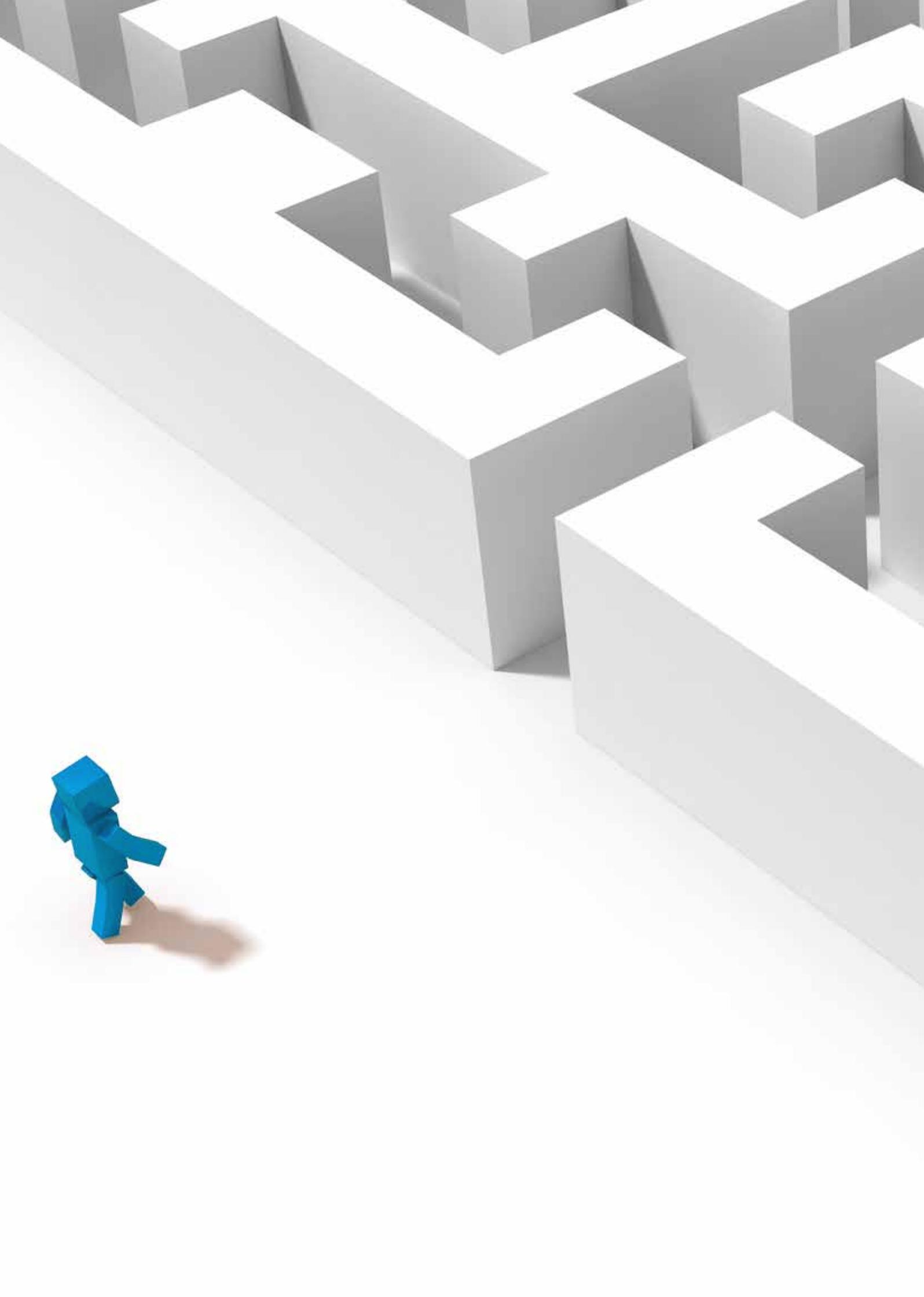
**44** Nous distinguons trois types d'acteurs : le pays, les entreprises, et les organismes publics. Ceci nous permet d'établir une cartographie des pays actifs dans le domaine de l'IA.

**45** Nous décrivons les bases de connaissances des acteurs à partir des modalités STFA dans lesquelles ils développent leur savoir-faire. En l'absence d'information plus détaillée sur les emplois et les investissements des entreprises en matière d'IA, nous pensons que cette stratégie fournit une approximation acceptable des compétences développées par les acteurs du domaine.

**46** Pour représenter l'environnement technologique et sa dynamique, nous complétons le modèle STFA de la statistique d'entropie du système technologique de l'IA. Celle-ci est d'autant plus importante que la distribution des combinaisons technologiques est peu concentrée. La statistique d'information mutuelle nous informe sur la décomposabilité du paradigme technologique de l'IA.

**47** En nous appuyant sur les divers domaines STFA, nous disons d'un acteur (pays, organisation publique ou privée) qu'il est d'autant plus spécialisé qu'il développe des pôles d'excellence, en termes de spécialisation relative. Une mesure plus générale de la spécialisation consiste à estimer la concentration des brevets dans les domaines TFA.

**48** En combinant l'indice de spécialisation relative avec l'évolution des parts de marché, pour un domaine TFA donné, nous construisons une matrice stratégique qui révèle le positionnement stratégique des pays en termes : (i) de consolidation de position dominante ; (ii) de promesse ; (iii) de perte de position dominante ; (iv) de perte de vitesse.



# INTRODUCTION

La multiplication des rapports sur l'intelligence artificielle (IA) signale une chose simple : le développement – et la maîtrise – de l'IA constitue un enjeu majeur pour le rayonnement futur de nos sociétés. Ouvrant la voie à des innovations jusqu'ici hors de portée, l'IA est pressentie comme une technologie d'application générale (General Purpose Technology). A l'image de la machine à vapeur, de l'électricité ou de l'électronique lors des précédentes révolutions industrielles, elle s'est diffusée en quelques années dans des secteurs aussi divers que le transport, les télécommunications, la santé, l'éducation, la justice ou la sécurité. Une telle ouverture du champ des possibles suscite autant d'espoirs que de craintes et ne laisse aucun acteur indifférent. A la suite des Etats-Unis<sup>1</sup>, l'ensemble des acteurs se sont lancés dans des stratégies offensives annonçant des plans d'investissements considérables. Leur compétitivité à moyen et long terme est en effet en jeu.

Or, les choix d'investissements ne sont pas neutres. Ils engagent les acteurs sur le long terme et les positionnent sur des trajectoires technologiques qui se dessinent au gré des expertises accumulées. Ils conditionnent les investissements complémentaires –souvent irrécouvrables – en matière d'infrastructures, de développement et de savoir-faire industriels. L'adoption des technologies IA requiert des changements profonds en matière d'organisation des chaînes de valeur, de compétences et d'expertises. Or, on sait que leur diffusion va remodeler jusqu'à la division du travail et son organisation sociale. Tout changement structurel d'ampleur perturbe ainsi la stabilité des systèmes en place et remet en question l'ordre établi.

Pour autant, la route n'est pas tracée. Certes, il en va de la responsabilité des États de fixer des orientations stratégiques claires en matière de développement et d'exploitation industrielle. Pour autant, il s'agit aussi de se doter de capacités d'adaptation face aux contingences futures.

En particulier, l'un des enjeux pourrait être d'intégrer des innovations connexes issues des technologies de pointe telles que l'internet des objets, les biotechnologies, les nanotechnologies, les technologies photovoltaïques, voire l'ordinateur quantique. En ce sens, une spécialisation trop marquée pourrait sérieusement compromettre un possible redéploiement si les choix réalisés s'avéraient inefficaces ou inadaptés a posteriori.

Se positionner, c'est donc trouver un chemin équilibré qui repose sur la mise en œuvre de synergies entre acteurs complémentaires, notamment entre institutions de recherche publique, universités, entreprises, acteurs institutionnels et financiers. Les choix collectifs au niveau d'un pays, et a fortiori d'un territoire, sont donc de nature à définir une direction et à orienter les acteurs individuels afin de faciliter des prises de décisions cohérentes et coordonnées.

## QUELLE MESURE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

L'IA n'est ni une grandeur comptable, ni un secteur, encore moins un produit. C'est pourquoi, pour mesurer, qualifier, quantifier et comparer les efforts en matière d'IA, il faut emprunter des chemins qui, s'ils s'avèrent utiles, n'en restent pas moins partiels. Dans le sillage d'une famille déjà foisonnante, riche et stimulante de contributions, ce rapport s'appuie sur une source de données unique et surtout exhaustive en matière de brevets, PATSTAT, pour révéler les stratégies d'investissements des acteurs. Toutefois, en développant des indicateurs statistiques de brevets, ces travaux – dont ce rapport – proposent une lecture partielle de l'innovation en IA. En tant qu'algorithme, l'IA ne se prête pas facilement au brevetage, et ce n'est qu'intégré dans une technologie matérialisée que celle-ci peut être brevetée. Le message est donc clair. Ce premier travail pose les bases d'une réflexion qui très vite devra dépasser l'usage de la statistique des brevets pour intégrer une bibliométrie de l'intelligence artificielle.

**“Ce travail enrichit une famille déjà foisonnante, riche et stimulante de contributions.”**

1. National Science and Technology Council, The National Artificial Intelligence Research and Development Strategic Plan, October 2016

## QUELLES SONT LES ORIGINALITÉS DE CE RAPPORT ?

**01** Premièrement, **le rapport s'intéresse aux différentes dimensions de l'IA**. Plus qu'une simple technologie, nous y voyons davantage un système liant des avancées scientifiques, des développements technologiques, de nouvelles applications industrielles. Les relations - les interdépendances - au sein de ce système d'innovation ne sont pas données a priori. Au contraire, par leurs activités de recherche, de développement et d'innovation, les acteurs construisent ces interdépendances entre des dimensions hétérogènes :

- (i) un espace scientifique qui intègre la recherche publique et privée ;
- (ii) des associations spécifiques entre des domaines scientifiques et des technologies plus concrètes ;
- (iii) des fonctions qui, si elles tendent vers des applications potentielles, n'en restent pas moins dépourvues de contexte précis ;
- (iv) des applications pratiques susceptibles d'ouvrir des marchés industriels.

En révélant ces interdépendances, notre rapport insiste sur l'idée que l'IA n'est pas un ensemble fluide aisé à maîtriser. Elle est au contraire un construit social, dans lequel les acteurs s'imbriquent, s'approprient les technologies pour faire leurs choix d'investissements.

**02** La seconde originalité du rapport est de proposer **une cartographie de l'activité et des expertises des différents pays** en apportant une attention particulière à la fiabilité de la localisation des activités IA. La plupart des rapports comparant les avancées technologiques des différents pays se heurtent à l'écueil de la localisation des données bibliométriques. Nous proposons une méthode simple, mais efficace qui permet à ce rapport d'apporter un nouvel éclairage sur l'expertise des principaux pays identifiés. Ceux-ci peuvent être caractérisés et comparés selon leur spécialisation relative par domaine scientifique, technologique, fonctionnel et applications de l'IA. De plus, il distingue la position des acteurs privés et publics dans cet espace technologique complexe.

**03** Enfin, le rapport met en évidence **la spécificité de l'organisation des systèmes d'innovation des pays les plus contributeurs aux évolutions technologiques IA**. En effet, il identifie les relations réticulaires entre les acteurs clés et éclaire les spécificités nationales et les rôles différenciés des grandes entreprises et des institutions de recherche publiques. En dépit de politiques publiques comparables, cette hétérogénéité révèle probablement l'importance institutionnelle et historique de l'organisation des systèmes d'innovation.

Devant l'enthousiasme et les multiples incertitudes que soulève l'IA, ce rapport revient sur ses différentes définitions, leurs portées et leurs limites afin d'ouvrir la voie à une compréhension systémique de cette technologie en devenir.

Comme l'expliquait Cédric Villani en 2018, lorsque l'on s'intéresse à l'intelligence artificielle, elle se présente rapidement comme un sujet tellement universel et multidimensionnel qu'il échappe naturellement à l'observateur. C'est pourquoi nous avons pour ambition d'apporter un éclairage pédagogique sur le fonctionnement des systèmes IA afin de mieux comprendre les enjeux stratégiques des Etats et des acteurs clés selon leur positionnement dans cet espace dynamique.

2. Voir par exemple le rapport NESTA, The future of minds and machines, 2020

3. Voir par exemple le rapport annuel Artificial Intelligence Index de Stanford

4. Voir par exemple le rapport Pipame (2019) les rapports de la Commission européenne tels que AI for Europe (2018) ou le rapport de l'OCDE European enterprise survey on the use of technologies based on artificial intelligence (2019)

CHAPITRE 01

# L'intelligence artificielle : définitions, enjeux économiques, mesures

- p. 24 L'IA et ses évolutions
- p. 32 Les enjeux économiques
- p. 38 Mieux comprendre l'IA
- p. 44 Les points essentiels à retenir







## 1. L'IA ET SES ÉVOLUTIONS

### 1.1 DÉFINITIONS ET CONTOURS

Si l'intelligence artificielle (IA) est entrée dans le langage courant, sa définition ne va pas de soi. Il s'agit d'un terme générique qui donne lieu aux définitions les plus variées facilitant l'ambiguïté des interprétations (■ 1.1). L'une des raisons de cette ambiguïté est l'absence de contours clairs de l'IA. Selon le contexte, elle peut être décrite comme une technique, comme une technologie ou comme une discipline scientifique. L'IA est une technique, car elle se décline sous la forme d'outils ou d'algorithmes permettant d'accomplir des tâches jusque-là réservées à l'homme « intelligent ». Présentée ainsi, l'IA apparaît comme le résultat d'un appel à participation au programme de John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester, et Claude Shannon en août 1955. Présenté comme un défi aux scientifiques, cet appel a donné lieu au fameux projet du Dartmouth College qui a réuni pendant l'été 1956 des chercheurs de différentes disciplines pour travailler à la création d'une machine douée d'intelligence.<sup>1</sup> Une machine sera qualifiée d'intelligente si elle peut percevoir, apprendre et prédire des événements possibles afin d'interagir avec son environnement dans le but d'accomplir une tâche définie par l'homme. Toutefois, dans la même annonce, les auteurs expliquaient clairement que l'enjeu était conceptuel avant d'être purement technique. Il s'agissait d'aller au-delà des machines capables de former et manipuler des concepts, des abstractions, des généralisations afin d'inventer une machine susceptible d'adopter des comportements non programmés :

**En une phrase, le problème est : comment puis-je fabriquer une machine qui fera preuve d'originalité dans la solution qu'elle propose pour résoudre les problèmes qu'on lui soumet ?<sup>2</sup>**

Le General Problem Solver de Newell et Simon (1976) adopte la même approche et définit l'IA non comme une machine intelligente, mais comme une classe de systèmes capables d'actions intelligentes, c'est-à-dire capables de s'adapter à leur environnement pour atteindre un but dans un temps et une complexité limités. Dès lors, la spécificité d'une IA ou d'un système d'IA est sa capacité à apprendre à partir de l'existant pour augmenter ses performances en vue d'accomplir la tâche assignée.



1. Pour les auteurs, l'IA est « un problème [...] consistant à fabriquer une machine qui adopte un comportement que l'on pourrait qualifier d'intelligent s'il avait été celui d'un humain ». <http://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html> (site visité en novembre 2021)

2. « In a single sentence the problem is: how can I make a machine which will exhibit originality in its solution of problems? »

## 1.1 Différentes définitions de l'intelligence artificielle (liste non exhaustive)

Définition proposée de l'intelligence artificielle	Auteur(s)	Année
L'automatisation d'activités que nous associons à la pensée humaine, comme la prise de décision, la résolution de problèmes, l'apprentissage.	Bellman	1978
L'art de créer des machines ayant des capacités exigeant de l'intelligence quand elles sont réalisées par des humains.	Charniak & McDermott	1985
L'étude des moyens à mettre en œuvre pour que des ordinateurs accomplissent des choses pour lesquelles, pour le moment, les humains sont meilleurs.	Rich & Knight	1991
L'étude des moyens qui permettent d'automatiser les processus de perception, d'apprentissage, de raisonnement, de décision et d'action.	Winston	1992
Activity devoted to making machines intelligent, and intelligence is that quality that enables an entity to function appropriately and with foresight in its environment.	Nilsson	2010
A system of intelligence able to ingest human-level knowledge and use this information to automate and accelerate tasks that were previously performed by humans.	Taddy	2018
Computer systems that can sense their environment, think, learn, and take action in response to what they are sensing and their objectives.	PWC	2018
Computer systems capable of performing tasks that would normally require some intelligence if done by humans.	Intellectual Property Office UK	2019
Système automatisé qui, pour un ensemble donné d'objectifs définis par l'homme, est en mesure d'établir des prévisions, de formuler des recommandations, ou de prendre des décisions influant sur des environnements réels ou virtuels.	AIGO-OCDE	2019
Ensemble des théories et des techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine.	Wikipédia	–
Système robotique, soit virtuel soit physique qui analyse des données/signaux et produit un résultat, qu'il soit cognitif (savoir, connaissance, décision) ou moteur (manipulation, navigation, interactions).	Instituts Carnot	–
The theory and development of computer systems able to perform tasks normally requiring human intelligence.	Oxford English Dictionary	–



Dès l'origine, l'IA a donc été conçue à la fois comme une technologie -un domaine d'étude visant à développer une nouvelle classe d'outils ou d'algorithmes- et comme un domaine de recherche susceptible de créer une discipline à l'intersection des mathématiques et des sciences du numérique<sup>3</sup>. On comprend, par ailleurs, que la question que pose l'IA n'est pas de modéliser une supposée intelligence, ni de développer une machine capable de simuler une intelligence humaine.

Il s'agit d'inventer une machine (ou un modèle de machine) ayant la capacité d'apprendre à partir de son interaction avec son environnement pour proposer des solutions non programmées. En ce sens, si les auteurs ont interprété l'IA comme la simulation d'une intelligence humaine, leur ambition était en réalité de concevoir une méthode d'apprentissage d'ordre supérieur - une méta méthode- qui permette à des algorithmes d'écrire leurs propres algorithmes sans qu'ils aient besoin d'être programmés.

Au mieux, l'IA peut donc être définie comme l'automatisation d'un processus qui paraît intelligent d'un point de vue humain<sup>4</sup>. Plus proche de l'esprit original du programme de recherche, l'Organisation de Coopération et de Développement Economiques (OCDE), définit l'IA comme « **un système automatisé qui, pour un ensemble donné d'objectifs définis par l'homme, est en mesure d'établir des prévisions, de formuler des recommandations, ou de prendre des décisions influant sur des environnements réels ou virtuels** » (OCDE, 2019).

Cette définition permet d'évacuer quelques malentendus. Tout d'abord l'IA n'a pas pour objectif d'« être » ou de paraître intelligente. En tant que système de prédiction basé sur des techniques d'apprentissage automatique, l'IA ne souffre pas de l'ambiguïté ni de la versatilité du concept d'intelligence.

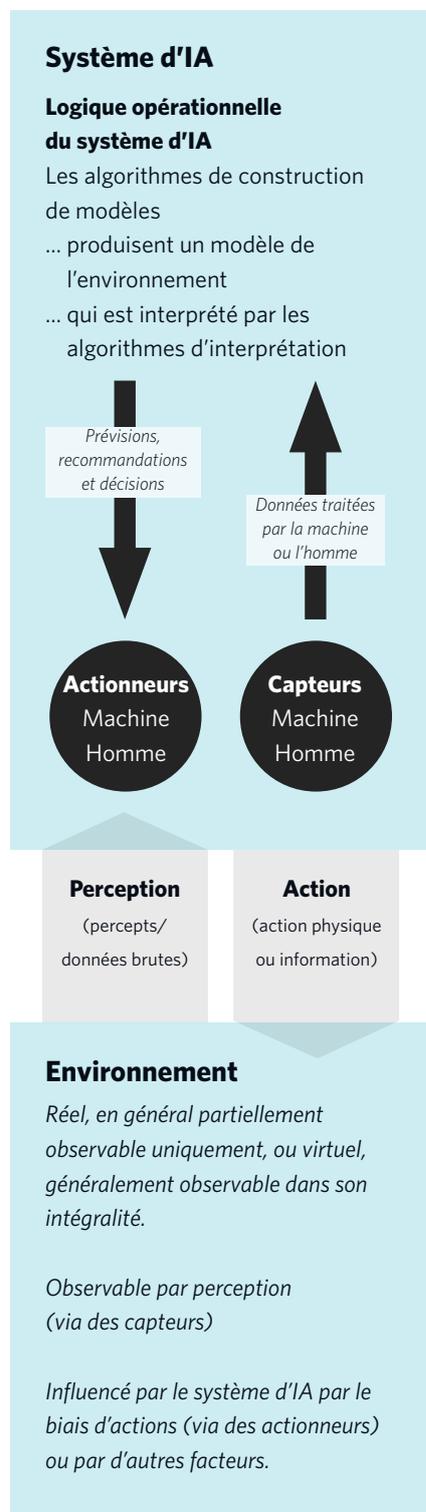
La notion d'intelligence est ici limitée à une capacité d'apprentissage adaptatif. Par ailleurs, elle n'a pas vocation à s'établir par rapport aux capacités humaines et rend inopérant le fameux test de Turing pour évaluer l'intelligence d'une machine.<sup>5</sup> Si la caractéristique d'une IA est sa capacité d'apprentissage, on peut envisager -ce qui est le cas- que ses capacités dépassent largement celle d'un humain pour certaines tâches.

Plus explicitement, l'IA contemporaine se caractérise par ces méthodes d'automatisation de l'apprentissage destinées à « entraîner » le système avant de le mettre définitivement en œuvre. Ce sont ces phases d'expérimentation préalables qui confèrent à l'IA sa capacité d'adaptation. Opérationnellement, la machine doit apprendre - c'est-à-dire modifier son comportement ou ses décisions - en répétant un très grand nombre d'expériences sur la base de données disponibles jusqu'à l'obtention d'une performance suffisante. Elle peut alors être exposée aux données reçues en temps réel pour réaliser des prédictions et prendre des décisions adaptées.

Pour ce faire, ce système s'appuie sur des entrées machines (à l'aide de capteurs) et/ou humaines (à l'aide de texte ou de données) pour percevoir les environnements réels et/ou virtuels. Des algorithmes transcrivent ensuite ces perceptions en « interprétations » probables induisant la production d'informations ou d'actions à entreprendre ( 1.1). L'étape suivante consiste à réaliser une prédiction précise, par exemple à partir d'un modèle d'optimisation, de planification ou de search, pour donner un ordre activé par une application physique (tel qu'un robot) ou logique.

## 1.1 Vision conceptuelle d'un système d'intelligence artificielle

Source : OCDE (2019). L'intelligence artificielle dans la société.



3. Aujourd'hui, l'IA relève d'une approche interdisciplinaire regroupant des techniques ou méthodes liés à la linguistique, la statistique, l'informatique, voire à la neurologie, et à l'éthologie.

4. Définition reprise de Fabien Gandon, délégué scientifique du centre INRIA d'Université Côte d'Azur et responsable de l'équipe-projet Wimmics au sein du 3IA Côte d'Azur (<https://www.inria.fr/fr/intelligence-artificielle-confiance-souverainete-numerique>) « Je définirais l'intelligence artificielle (IA) comme l'automatisation de processus que nous, humains, percevons comme intelligents : déduire, apprendre, lire, imaginer, parler, reconnaître, composer, rédiger, coopérer, mentir, résoudre, explorer, etc. »

5. Le test de Turing est une expérience à l'aveugle consistant à inviter un sujet humain à engager une conversation (textuelle) avec un autre humain et avec un ordinateur. La machine sera réputée intelligente si le sujet humain ne peut décider lequel des deux interlocuteurs est une machine. Aujourd'hui, un grand nombre de chatbots, pourraient passer le test avec succès.

En réalité, l'idée d'interprétation peut porter à confusion. Les premiers systèmes ceux de Mc Carthy, de Minsky, ou de Newell et Simon notamment- défendaient une approche dite symbolique, c'est-à-dire conçue à partir d'un modèle d'interprétation des données (model-driven AI) basé sur un ensemble de règles formelles prédéterminées.<sup>6</sup> Cette approche, très populaire jusqu'à la fin des années 80, se perpétue notamment dans les IA de type systèmes experts.

Une approche alternative développe un processus d'apprentissage directement basé sur l'analyse des données sans lui demander de se préoccuper du sens des informations traitées -donc sans modèle d'interprétation prédéfini. On parle ainsi de système d'IA dirigé par les données (data-driven AI). Cette approche a permis de concevoir des algorithmes d'apprentissage (machine learning) grâce auxquels un système améliore ses performances exclusivement à partir de l'analyse de données et de l'évaluation de l'écart à l'objectif fixé. Il existe un grand nombre de techniques d'apprentissage qui s'avèrent plus ou moins efficaces selon la tâche à réaliser. En particulier, une grande partie des systèmes d'IA dirigés par les données s'appuie sur l'automatisation de méthodes statistiques bien connues des chercheurs non spécialistes des sciences numériques, comme les moindres carrés ordinaires, la régression logistique, les arbres de décisions, les analyses en composantes principales ou des techniques de classification des données (clustering).

Toutefois, l'approche qui a fondamentalement changé la destinée de l'IA s'appuie sur des systèmes dits d'apprentissage profond (deep learning, DL). Ces systèmes s'inspirent d'une modélisation de réseaux de neurones biologiques dont l'adaptation -l'apparente intelligence- résulte des interactions entre neurones conçus comme

des unités de calcul autonomes. Les premiers modèles développés à la fin des années 50 s'appuyaient sur des réseaux de neurones assez simples. Les systèmes d'apprentissage profond contemporains sont des réseaux de neurones comportant plusieurs couches traitant les informations entre la couche d'entrée des données et la couche de sortie qui produit un résultat.

L'avantage de cette approche est de garantir au modélisateur un degré de liberté négatif.<sup>7</sup> AlexNet, le système de reconnaissance visuelle le plus emblématique, compte ainsi 60 millions de paramètres pour seulement 650 000 observations. Ce surparamétrage permet à l'algorithme de gagner de manière significative en qualité de prédiction et en temps de calcul. La preuve de la supériorité du DL est venue d'un article de Krizhevsky et de ses collègues de l'Université de Toronto paru en 2012. Les auteurs décrivent une IA de reconnaissance d'images basée sur une nouvelle architecture de réseaux intitulée Alex-Net qui permet de réduire le taux d'erreur de moitié par rapport aux algorithmes traditionnels. Outre la classification d'images, l'apprentissage profond a révolutionné des domaines comme la détection d'objets, les interactions Questions-Réponses, la reconnaissance vocale, ou la traduction automatique. Le  1.2 montre ainsi les principales réalisations concrètes issues des systèmes d'intelligence artificielle.

Si le développement de l'apprentissage profond a réellement constitué une révolution dans le domaine de l'IA, il convient de nuancer notre enthousiasme sur deux points importants.

**En premier lieu**, en même temps qu'il ouvre d'immenses possibilités d'applications, l'apprentissage profond accroît les besoins en puissance de calcul de manière exponentielle. Ainsi, en 2012 AlexNet a été entraîné sur 2 GPU<sup>8</sup> pendant 5-6 jours, ResNeXt, une version plus récente de cette architecture de réseaux, a nécessité 8 GPU pendant 10 jours et, en 2019, NoisyStudent, un système de reconnaissance d'image basé sur plus de 480 millions de paramètres pour 1,2 million d'observations, a nécessité plus de mille TPU<sup>9</sup> pendant 6 jours (Thomson, et al, 1991). Plus généralement, le  1.1 montre que depuis 2012, le besoin en puissance de calcul excède les performances actuelles des ordinateurs. Il est estimé que l'inférence par apprentissage profond occupe aujourd'hui 30 à 40% du Cloud Computing. Cela constitue une barrière technologique à l'exploitation de l'IA et à sa diffusion à plus grande échelle.

6. Cette conception est conforme au modèle des sciences cognitives classiques selon lequel le système cognitif est un système de traitement de l'information par manipulation de symboles à partir de règles syntaxiques prédéfinies.

7. C'est-à-dire de disposer d'un nombre de paramètres supérieur au nombre d'observations.

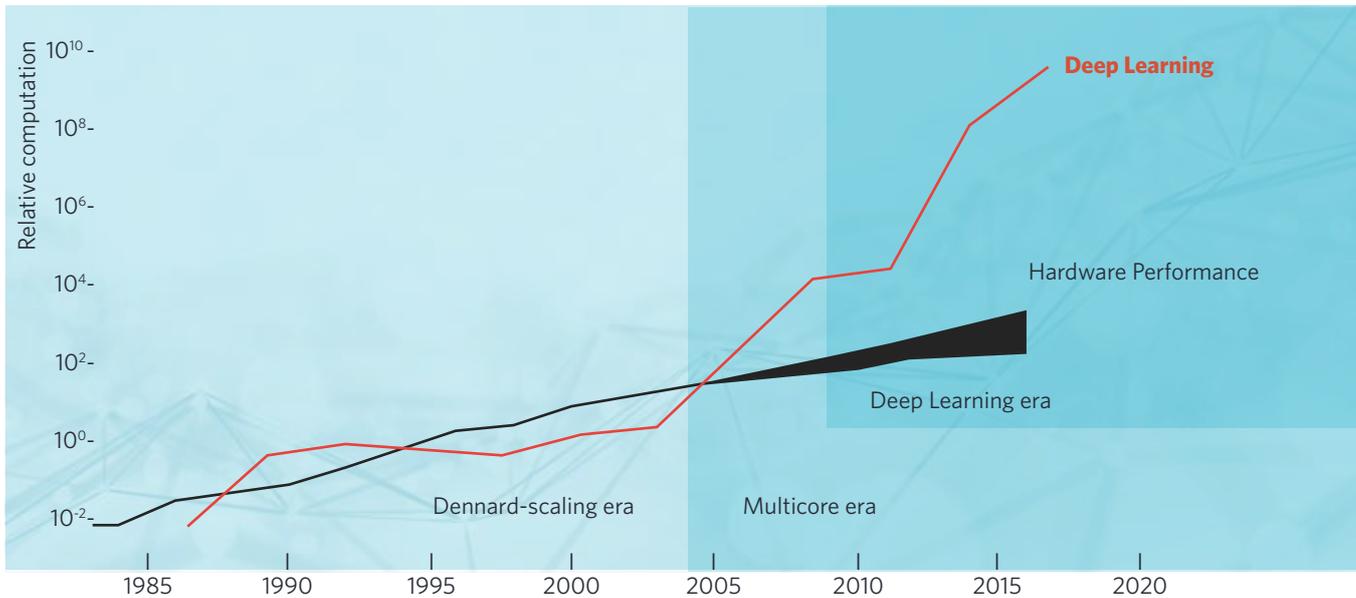
8. Une GPU ou Graphics Processing Unit est un mini-ordinateur dédié à une tâche très spécifique. Il est généralement associé à un processeur plus traditionnel pour accélérer le traitement de grosses bases de données. Le GPU a, comme son nom l'indique, été pensé au départ pour exécuter les tâches de rendu graphique que l'on retrouve dans les jeux vidéo, les applications de conception et de design ou encore la réalité virtuelle. Mais très vite, ses capacités de calcul parallèle ont tapé dans l'œil des spécialistes du machine learning et surtout du Deep Learning.

9. Un Tensor Processing Unit TPU est un circuit intégré dédié à une application spécifique (ASIC) développé pour accélérer les systèmes d'apprentissage profond.



## 1.1 La demande en puissance de calcul induite par le Deep Learning

Source : Thomson, et al. 2021



**En second lieu**, la performance de l'IA dans le domaine de la prédiction, mais également dans ses confrontations avec des joueurs expérimentés dans les jeux d'échec et de Go, donne l'illusion d'une conscience réfléchissant en termes de cause à effet. Or, ce que fait l'IA basée sur des techniques de ML est le contraire : elle associe des situations avec d'autres et, sur cette base, décide sans raisonner par effet causal. Le joueur d'échecs au contraire raisonne en termes de stratégie, c'est-à-dire sur la base d'une causalité espérée : une variation de X cause une variation espérée de Y. Autrement dit, l'intelligence artificielle est a-théorique, et ne peut, aujourd'hui, se passer de la conscience humaine pour définir les actions à réaliser sur la base d'une information sans doute mieux interprétée grâce à l'IA.<sup>10</sup>

Plus généralement, l'IA contemporaine reste associée à une machine et est capable de réaliser des tâches précises et circonscrites à un domaine ou un ensemble de domaines d'application donnés. Elle est qualifiée d'IA faible (Narrow AI) par

opposition à une IA forte (General AI) qui reste théorique et qui serait susceptible d'adresser tous types de problèmes dans tous types de contextes.<sup>11</sup> Pour autant, la diversité des systèmes d'IA et la déclinaison des modèles de machine learning développés en permanence expliquent la capacité de l'IA à accomplir une très grande gamme de tâches potentiellement exploitables dans presque toutes les applications industrielles.

### RETOUR HISTORIQUE SUR LE DÉVELOPPEMENT DE L'IA

Si l'intelligence artificielle s'est révélée au grand public dans les dix dernières années grâce aux performances inégalées autant qu'inattendues dans des jeux ou concours, elle repose sur des modèles développés à partir de travaux multidisciplinaires (mathématiques, psychologie, ingénierie, économie et sciences politiques) dans les années 40 et 50. Ces scientifiques partageaient l'ambition de modéliser l'automatisation de la prise de décision et de l'apprentissage.

Les premiers travaux se sont articulés autour du programme cybernétique de Rosenbluth, Wiener et Bigelow (1943) dont le but était de modéliser des systèmes capables de comportements adaptatifs en traitant les rétroactions (feedback) pour atteindre un objectif déterminé, une finalité. Ces systèmes dits téléologiques s'inspiraient de la théorie de l'information utilisée pour guider des missiles dont la cible était mouvante. Rapidement, le programme de recherche s'est étendu à l'étude de tout système adaptatif et donc doué d'apprentissage. Dès les années 40 dans le cadre des conférences Macy (de 1942 à 1953) sont posés les termes du débat et les enjeux analytiques et opérationnels d'une science artificielle du fonctionnement de l'esprit. Les développements conjoints de la cybernétique de Wiener, de la théorie de l'information de Shannon, et la théorie du calcul de Turing suggèrent la possibilité de développer une intelligence artificielle.

10. Il est important de ne pas confondre l'IA basée sur une approche symbolique qui fonctionne par association avec l'intelligence humaine qui est capable de raisonner théoriquement. Le lecteur curieux pourra se reporter aux débats liés à l'expérience de la chambre chinoise de Searle en 1980, qui conteste la pertinence du test de Turing, et qui aide à établir cette distinction entre performance et intentionnalité.

11. Si cette précaution permet de s'assouvir des interprétations extravagantes du remplacement de l'homme par la machine, elle n'évacue pas les questions éthiques liées aux effets des systèmes d'IA sur notre quotidien, nos habitudes, nos pratiques et donc nos valeurs. Du fait de leur très large diffusion dans les outils et appareils que nous utilisons dans l'ensemble de nos activités, les systèmes d'IA apprennent à partir des données qu'on leur fournit et sont donc amenés à reproduire, voire accentuer les biais liés aux comportements humains et reflétés dans les données ou dans les modèles d'apprentissage programmés. De plus, comme toute adoption technologique, l'IA instaure un mode de fonctionnement spécifique qui incite les utilisateurs à s'adapter aux contraintes techniques de la machine. Au niveau collectif, ces adaptations souvent inconscientes méritent une attention particulière (le lecteur intéressé est invité à consulter par exemple le numéro spécial de la revue Cités publié en 2019 et coordonné par Vanessa Nurock).

En 1950, le test de Turing détermine la capacité d'une machine, d'une intelligence artificielle, à mimer les fonctions cognitives humaines, incluant la perception, le raisonnement, l'apprentissage, et la résolution de problèmes. Deux courants s'opposent.

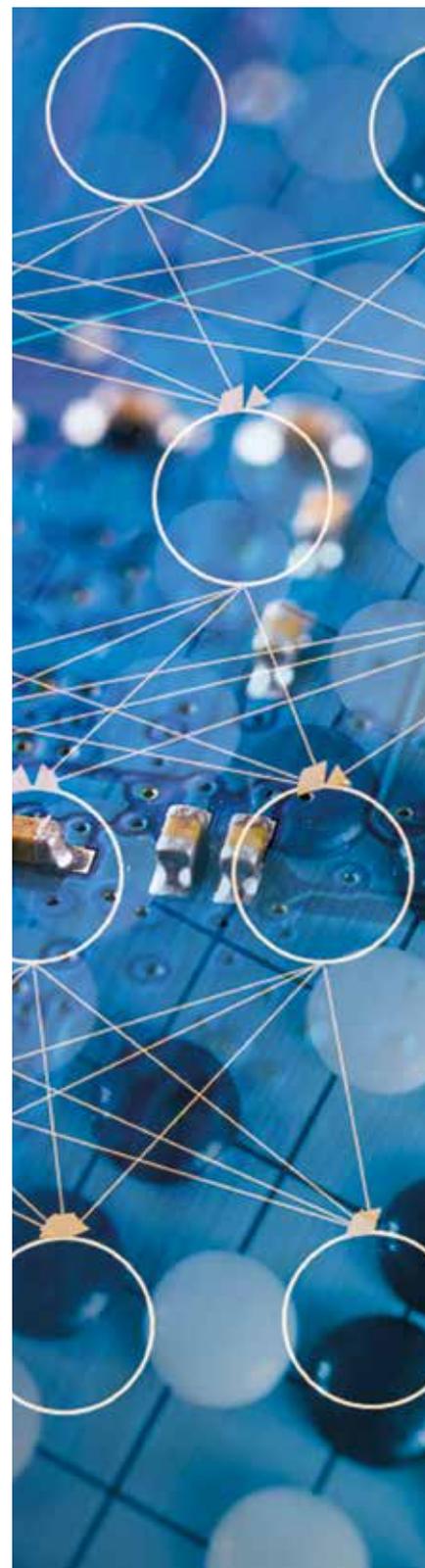
**Le courant dit symbolique** est conforme au modèle des sciences cognitives classiques selon lequel le système cognitif est un système de traitement de l'information par manipulation de symboles à partir de règles syntaxiques. Ce courant est porté par Marvin Minsky notamment. En 1955, Newell et Simon élaborent le General Problem Solver, un programme capable de démontrer 38 des 52 premiers théorèmes des principes mathématiques de Russel et Whitehead. Mais c'est à la conférence de Dartmouth en 1956 réunissant les chercheurs les plus éminents de ces domaines, et notamment Marvin Minsky, que l'intelligence artificielle naît en tant que discipline autonome.

**Une approche alternative**, dite connexionniste, propose de s'affranchir du modèle de représentation pour modéliser l'apprentissage au profit de modèles de réseaux de neurones formels. Mc Cullock et Pitts ont été les premiers à démontrer la capacité de modèles de réseaux de neurones formels à réaliser des fonctions logiques sans qu'aucune règle en soit prédéfinie. En 1957, Rosenblatt développe le Perceptron, premier système opérationnel de réseaux de neurones artificiels capable d'apprendre à partir de son expérience sans règle formelle d'apprentissage. Malgré les promesses du Perceptron, Marvin Minsky et Seymour Papert vont éteindre l'enthousiasme de ce courant de recherche. En effet, ils publient en 1969 un ouvrage montrant les limites formelles des réseaux de neurones pour traiter certains problèmes. De plus, les travaux empiriques sont freinés par l'insuffisance de puissance de calcul des machines disponibles. De fait, les machines

se montrent incapables d'accomplir des tâches simples<sup>12</sup> ce qui limite rapidement l'intérêt des investisseurs publics et privés.

**La domination de l'approche symbolique a duré jusqu'au milieu des années 80, mais n'a pas produit les résultats attendus et les investissements se sont rapidement taris.** Beaucoup ont alors considéré le programme de recherche autour de l'IA comme enterré et sans avenir.

Le renouveau de l'IA est associé à l'apparition du réseau de neurones multicouches en 1986. Ces nouveaux modèles d'apprentissage profond sont introduits par Rumelhart et parallèlement développés de Yann Le Cun qui s'est inspiré de modèles d'apprentissage biologiques dans la thèse qu'il défend en 1987. Si ces modèles sont prometteurs, il faut pourtant attendre 2012 pour obtenir des résultats concrets démontrant la supériorité de l'apprentissage profond. C'est seulement grâce à la puissance de calcul et la production d'une quantité gigantesque de données mises à disposition que l'apprentissage profond a pu se montrer efficace. L'IA pouvait renaître de ses cendres. Après la publication de l'article de Krizhevsky, Sutskever, et Hinton, c'est la victoire aussi large qu'inattendue d'AlexNet dans la compétition annuelle de reconnaissance automatique d'objets et de scènes à partir d'images naturelles ImageNet<sup>13</sup> qui va attirer l'attention de tous les chercheurs et initier la révolution que l'on connaît. Les performances ont alors été exponentielles. Les principales réalisations basées sur des systèmes d'IA sont présentées dans le  1.2.



12. Cette incapacité est mise en évidence par Moravec, Brooks et Minsky dans les années 80 qu'ils expriment sous la forme du paradoxe de Moravec : s'il est aisé pour une intelligence artificielle de solutionner des problèmes mathématiques complexes, il est en revanche beaucoup plus difficile pour une machine de simuler des aptitudes sensori-motrices simples telles que reconnaître un visage ou une voix, ou des facultés de raisonnement réalisées automatiquement par un humain.

13 Concours ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) basé sur la banque d'images ImageNet



## 1.2 Les réalisations les plus emblématiques issues de systèmes d'intelligence artificielle

Réalisation	Année
Deep Blue, le supercalculateur d'IBM, bat le champion du monde des échecs Garry Kasparov	1997
Introduction de l'aspirateur intelligent Roomba. Ce dernier est entièrement autonome, allant jusqu'à assurer lui-même la gestion des déchets	2002
Google introduit un logiciel de reconnaissance vocale avec un algorithme novateur dit de réseau de neurones	2008
Microsoft Xbox introduit Kinect, un détecteur de mouvement du corps humain, dans ses propres jeux vidéo.	2010
Introduction de Siri, logiciel de reconnaissance vocale, par Apple. WATSON, l'algorithme d'IBM, bat le champion de télévision au jeu américain Jeopardy.	2011
Investissement croissant dans la voiture autonome par les constructeurs automobiles et par Google. Généralisation du big data et du deep learning ouvrent la voie à de nouvelles applications	2012
Amazon introduit son assistance virtuelle Alexa. Alexa est capable, entre autres, d'interagir avec des personnes, de lire de la musique ou des livres audio, ou encore de fournir diverses informations en temps réel ou sur demande. Alexa est également un système domotique pouvant contrôler plusieurs appareils intelligents.	2013
AlphaGo, algorithme créé par l'entreprise DeepMind (filiale de Google basée à Londres), bat au jeu de Go Lee Sedol, le champion légendaire 18 fois détenteur du titre de champion du monde.	2015
Libratus a gagné un tournoi de Pocker (No-Limit Hold'em) organisé dans un casino de Pittsburgh l'opposant à 4 joueurs professionnels	2017
AlphaStar conçue par DeepMind a battu 99.8% des joueurs de StarCraft2 et a battu deux joueurs professionnels à Blizzard (10 à 1).	2019
Nukkai, startup française, a créé une IA qui vaincu 8 champions du monde de bridge. Cette IA a gagné 83% des 480 parties.	2022

### 1.2 L'IA EST UNE TECHNOLOGIE D'APPLICATION GÉNÉRALE (GPT)

La plupart des rapports d'experts ou d'économistes considèrent que l'IA est une technologie d'application générale (General Purpose Technology - GPT). À l'instar de la machine à vapeur, du chemin de fer, de l'électricité, de l'électronique, de l'automobile, de l'ordinateur et, plus récemment, d'internet, une GPT est une technologie qui a vocation à être adoptée par un grand nombre de secteurs. Ainsi, elle est la source de gains de productivité considérables, tout comme elle induit des transformations durables des systèmes productifs. Comme l'expliquent Bresnahan et Trajtenberg (1996), trois caractéristiques définissent

une GPT : (i) la technologie peut être adoptée dans une variété importante de secteurs ; (ii) elle est perfectible ; (iii) elle crée un besoin important en investissements complémentaires.

#### L'IA répond en effet à ces trois caractéristiques :

i. Définie comme une technologie de la prédiction, l'IA ouvre un éventail important d'applications. Toutes les activités humaines impliquent en effet une forme d'inférence liée à des décisions à prendre (OCDE, 2019). Par exemple, le manager doit choisir les investissements straté-

giques à réaliser, le boulanger doit produire en fonction d'une prédiction du volume des ventes, le responsable politique doit opérer des arbitrages entre différents scénarios tacitement probabilisés. L'IA permet de réduire la part d'incertitude liée à ces décisions. Le rapport de l'OCDE (2019) propose une liste d'applications incluant par exemple : les véhicules autonomes, les systèmes de reconnaissance faciale dans la sécurité, les robots agricoles et les systèmes de surveillance des sols et des cultures, les systèmes d'évaluation de la solvabilité des emprunteurs, les systèmes d'évaluation de la santé financière des entreprises<sup>14</sup>.

14. Voir, par exemple, l'initiative du gouvernement «Signaux faibles» qui, sur la base d'un algorithme d'intelligence artificielle, arrive à détecter des entreprises potentiellement en difficulté sans que leur dirigeant n'en ait conscience.



ii. La seconde caractéristique d'une GPT est qu'elle fournit un cadre technologique sur lequel la croissance future pourra s'appuyer (Schumpeter, 1912). Tout comme l'invention de la machine à vapeur a permis le développement du transport ferroviaire, et le moteur à explosion a initié une série d'innovations dans le transport, l'IA constitue une plateforme (Kim et Kogut, 1991). Elle offre des options techniques ou industrielles permettant des innovations de produits ou de procédés. L'IA promet en effet d'être la prochaine vague technologique initiant un nouveau cycle de croissance économique.

iii. Pour être applicable, l'IA nécessite des investissements complémentaires et des ajustements organisationnels importants de la part du secteur privé, des investissements publics en infrastructure et en capital humain. Le rapport de l'OCDE montre, par exemple, l'évolution de la part de l'IA dans le capital investi dans les startups. Ainsi depuis 2011, cette part représente plus de 10% des investissements totaux. En 2021, selon le rapport CB-Insight, ce montant s'élève à 17,9 milliards de dollars pour 841 projets sur le seul 3ème trimestre (soit plus de 50 milliards de dollars pour l'année). Aujourd'hui la part de l'IA s'élève à presque 20%

en Israël, 17% au Canada et 14% en Chine. Pour l'Union européenne, elle s'élève à 10%.

Tous les pays ont aujourd'hui pris la mesure de l'enjeu. **Le nombre de projets d'investissement en IA est passé de 200 en 2011 à plus de 1400 en 2017, soit un taux de croissance annuel moyen de 40%.** Cette croissance exceptionnelle cache toutefois des disparités géographiques. Plus de la moitié de ces opérations sont réalisées aux États-Unis, et environ un quart en Europe. La Chine reste en retrait, puisqu'en 2017, on enregistre 60 opérations de capital-investissement dans des startups liées à l'IA. Cette relative faiblesse doit être nuancée puisqu'en 2017, le montant moyen d'un projet IA s'élevait à 147 millions de dollars en Chine. Par contraste aux États-Unis ce montant moyen s'élève à 14 millions de dollars, et à 6 millions de dollars en Europe. Ainsi, en 2017, les montants totaux engagés dans des startups liées à l'IA atteignent 20 milliards de dollars aux États-Unis, 9 milliards en Chine, et à peine 2 milliards dans l'Union européenne. Le retard européen est d'autant plus inquiétant que le Royaume-Uni représente 55% des investissements européens en 2018. Avec le Brexit, l'Union européenne accumule ainsi un retard important par rapport aux États-Unis et à la Chine.

## L'IA EST UNE TECHNOLOGIE DE LA PRÉDICTION

Dans leur ouvrage de référence, Agrawal, Gans et Goldfarb (2018) soutiennent que l'IA est d'abord une technologie d'aide à la décision grâce à sa capacité à prédire un résultat de façon automatique. Une décision se décompose entre une prédiction, un jugement, une action à suivre et un résultat à évaluer.

Si l'IA est bien une technologie de la prédiction, rien ne permet d'affirmer que les autres étapes de la décision peuvent être automatisées.

Les auteurs définissent la prédiction comme une capacité à utiliser de l'information existante pour produire une information nouvelle à propos des états possibles du monde. Ceci n'est pas propre à l'intelligence artificielle. Les modèles statistiques bien connus des économistes sont déjà des technologies de la prédiction. Les techniques sur lesquelles s'appuie l'IA se distinguent par la masse d'informations qu'elles sont capables de stocker, de traiter et de synthétiser. Cette masse d'informations est produite par des applications, des comptes (au sens générique), des capteurs, des images, des vidéos, des musiques ou des sons digitalisés et utilisés par des algorithmes pour effectuer des prédictions.



La question prégnante est bien entendu celle du remplacement du travail humain par la machine. Cet effet de substitution affecte avant tout les activités où la prédiction est automatisable. Les activités nécessitant une capacité de jugement pourraient au contraire bénéficier de l'IA. En définitive, la réponse est à envisager au cas par cas. On peut raisonnablement penser que le métier de magasinier puisse être automatisé. On imagine plus difficilement que le métier de commercial qui use de persuasion et de diplomatie puisse, lui, être remplacé. Pourtant, les algorithmes de Netflix ou d'Amazon ne sont ni plus ni moins que des algorithmes qui visent à fidéliser la clientèle ou favoriser les ventes. On peut penser qu'il existe, ici, un effet de substitution de la machine à l'homme dans le cadre d'une activité d'influence.

Tel est le propos de Geoffrey Hinton, un pionnier du Deep Learning, qui, en 2016, a déclaré que « nous ne devrions plus former de radiologues ». En effet, les améliorations dans le domaine de l'imagerie médicale complétée par des algorithmes (e.g. IBM WATSON) fournissent aux médecins une liste des pathologies associées à une probabilité d'occurrence. Nous ne pouvons pas nous prononcer, pour l'heure, sur la pertinence de l'affirmation de Hinton. De nombreux métiers vont voir une partie de leurs activités remplacées par des outils IA fiables moins coûteux qu'un employé. D'autres métiers vont au contraire bénéficier de l'IA. L'IA pourrait par exemple permettre à un avocat d'automatiser toutes les recherches de jurisprudences et de décisions de justice exhaustive, pertinente et contextualisée sans pour autant être capable de plaider au tribunal.

## 2. LES ENJEUX ÉCONOMIQUES

### 2.1 IA ET CROISSANCE ÉCONOMIQUE

De l'avis général, l'intelligence artificielle représente donc la prochaine vague technologique qui portera la croissance future des économies. Outre l'effort notable de Mc Kinsey Institute,<sup>15</sup> les travaux des économistes pour quantifier l'effet de l'IA sur la croissance sont, à ce jour, plutôt rares.

L'IA n'est pas une catégorie statistique ou comptable, et son recensement nécessite des stratégies empiriques diversifiées et innovantes.<sup>16</sup>

En conséquence, la quantification du rôle de l'IA dans la croissance future est basée sur des modèles de simulation. Par exemple, certains économistes (e.g. Aghion, et al., 2017) analysent les implications qualita-

15. Le McKinsey Global Institute (2018) estime que l'effet net sur la croissance économique sera de 13 000 milliards de dollars d'ici 2030. Pour rappel, le PIB américain était de 21 000 milliards de dollars en 2019, de 18 000 milliards de dollars pour l'Union européenne, et de 14 000 milliards de dollars pour la Chine.

16. Le rapport de l'OCDE « Identifying and measuring developments in artificial intelligence: making the impossible possible » (OCDE, 2020) en est une excellente illustration.

17. Peu sensible à la variation des prix.

18. Ainsi pour Gordon, le changement technologique n'est plus un facteur de croissance économique de long terme. Gordon retient surtout six facteurs de stagnation économique, ce qu'il appelle les vents contraires : le ralentissement démographique, l'éducation, l'augmentation des inégalités, la dette publique, le coût de l'énergie, la mondialisation.

tives d'une croissance basée sur le développement et la diffusion de l'IA dans le tissu productif. Normalement, la croissance des investissements en IA devrait se traduire par une augmentation mécanique de la part du capital dans le partage de la valeur ajoutée, reflétant ainsi les gains de productivité du capital émanant de l'IA aux dépens du travail. Ils arrivent pourtant à des conclusions différentes.

Premièrement, l'automatisation de la production ne se traduit pas nécessairement par une croissance systématique de la part du capital dans la valeur ajoutée. Sous hypothèse d'une demande inélastique<sup>17</sup>, ce processus reste en effet limité : la réduction des prix résultant de l'automatisation ne conduit pas à une baisse des prix de la production non automatisée. Ainsi, même avec une automatisation extrême de la production, la part du capital reste faible du fait des dynamiques spécifiques des prix des biens résultant d'une production automatisée ou humaine.

Deuxièmement, si l'automatisation des activités d'invention conduit à une accélération de la croissance économique, rien ne garantit sa pérennité.

Troisièmement, l'introduction de l'IA est susceptible de décourager la recherche privée dans le sens où l'IA facilite l'imitation, limitant les rentes captées par les entreprises innovantes. Au niveau agrégé, toute chose égale par ailleurs, l'IA est donc susceptible de décourager la croissance par l'innovation privée.

Il faut rester prudent vis-à-vis de cet effort de modélisation. Outre les hypothèses du modèle de simulation, il ressort de l'analyse une vision extrêmement optimiste quant à la capacité de l'IA à soutenir la croissance future. Or, le Prix Nobel d'économie Robert Solow écrivait dès 1987 que l'on voyait des ordinateurs partout, sauf dans les statistiques de productivité. De même, Gordon (2015) avance que les économies modernes sont entrées dans l'ère de la stagnation séculaire, avec des taux de croissance structurellement bas. En effet, pour ce dernier, les inventions futures ne se tra-

duiront plus par des gains de productivité. Du fait des rendements décroissants de la recherche, développer des inventions sera de plus en plus coûteux pour des gains marginaux toujours plus faibles.<sup>18</sup> Ces deux affirmations, pour distantes qu'elles soient dans le temps, nous alertent ainsi sur le risque d'un optimisme béat vis-à-vis des technologies numériques en général, et de l'IA en particulier. Le regard optimiste voit en l'intelligence artificielle le renouveau de la croissance économique, alors que le pessimiste y voit de la fatuité face à la persistance d'une croissance molle.

Pour Brynjolfsson, et al. (2017), ces deux visions ne sont pas antinomiques, et sont typiques des économies modernes en transition : les développements futurs de l'IA vont se traduire par des produits et procédés nouveaux, et ne sont pas, en ce sens, des espérances vaines (false hopes). Toutefois, leur traduction en gains de productivité n'est pas immédiate du fait de multiples ajustements à réaliser :

Primo, la diffusion de ces innovations au sein du tissu économique peut être lente, impliquant des coûts d'ajustements importants de la part des entreprises et des pouvoirs publics. Les entreprises doivent ajuster leur modèle économique (business model), réaliser les investissements complémentaires nécessaires, et adapter leurs compétences techniques et leur capital humain. De leur côté, les pouvoirs publics doivent ajuster les réglementations en vigueur, et assurer une offre de formation qui accompagne l'essor de l'IA.

Secundo, il faut adapter notre outil de mesure avec l'essor de l'IA. Les auteurs montrent formellement qu'en présence d'un outil comptable inadéquat, nous sous-estimons systématiquement les gains de productivité, alimentant ce faisant les arguments pessimistes sur la capacité de l'IA à soutenir la croissance future.

Les modélisations retenues, les paramètres choisis, de même que les hypothèses associées, restent bien évidemment spéculatifs. Ce faisant, ces contributions soulèvent des questions sur les fondements microécono-

miques de la dynamique agrégée, plutôt qu'elles n'apportent des réponses définitives aux effets attendus de l'IA. Nous abordons ces questions dans les sous-sections suivantes.

Dans l'ensemble, les auteurs précisent que la diffusion de l'IA dans le tissu productif, comme toute celle des GPT, sera lente. Les ajustements structurels seront donc diffus dans le temps, rendant le développement de l'IA compatible avec une stagnation temporaire.

## 2.2 L'IA ET L'INNOVATION

L'impact attendu de l'intelligence artificielle constitue une forte incitation à l'adoption pour les entreprises innovantes. L'IA est au cœur de ce que l'on appelle depuis 2016 la quatrième révolution industrielle, ou industrie 4.0 (Schwab, 2016). Cette nouvelle ère industrielle repose sur des innovations combinant des sciences matures (science des matériaux, informatique, biologie) avec des domaines plus récents tels la nanotechnologie, la biotechnologie, l'IoT et ses applications industrielles, les technologies sans fil de cinquième génération ou encore l'impression 3D.

D'après l'enquête de Deloitte (2018) auprès d'un échantillon de plus de 1000 grandes entreprises américaines, les raisons principales de l'adoption de l'IA sont doubles. D'une part, il s'agit d'améliorer la qualité de l'information des décisionnaires, d'optimiser les processus de production, et de réduire le volume de la masse salariale. Cette réponse confirme l'importance de l'IA dans l'évolution des processus de production et en particulier dans le développement de l'industrie 4.0 et de l'Usine intelligente (Smart Factory). Par exemple, Siemens développe et vend de type de solutions s'appuyant sur l'IoT afin de permettre aux différents éléments de la chaîne de production de communiquer, de prendre des décisions en temps réel, de façon autonome et décentralisée.

D'autre part, il s'agit pour les entreprises de proposer des produits et services inédits. Convaincue de la fiabilité de ses algorithmes, Amazon envisage désormais d'envoyer des biens désignés par l'algorithme



sans commande préalable des clients qui les retourneraient en cas de refus. On se rapproche de services déjà proposés par Netflix, ou Amazon Prime. Il s'agit ainsi d'une stratégie de shipping-then-shopping au lieu de la stratégie traditionnelle de shopping-then-shipping.

Au-delà des innovations en tant que telles, c'est le processus d'innovation lui-même qui va se transformer. Cockburn, et al. (2019) prennent l'exemple d'Atomwise, une startup spécialisée dans le développement de molécules thérapeutiques utilisant un algorithme d'apprentissage profond (Deep Learning). L'avantage comparatif de celle-ci repose sur l'usage de son algorithme dont les performances sont supérieures à celles des algorithmes traditionnels d'association aléatoire (les docking algorithms). L'IA permet d'initier de nouvelles méthodes d'innovation et d'accélérer la recherche de solutions originales. En ce sens l'IA va bien au-delà d'une technologie dite GPT. Elle est une méthode générale d'innovation (une general purpose method of invention) applicable à une infinité de domaines d'application dans le cadre d'un apprentissage ouvert.

**Pourtant, d'autres résultats ne confirment pas complètement l'idée que l'IA est forcément source de croissance pour les entreprises.** Tout d'abord, selon l'étude de Babina, et al., (2021) portant sur plus de 1300 firmes américaines, celles qui investissent en IA sont bien celles qui innovent et qui exportent le plus. Toutefois, ces entreprises ne jouissent pas de gains de productivité plus importants que celles qui n'utilisent pas l'IA. En outre, le coût fixe de l'investissement en IA favorise la concentration industrielle affectant significativement le jeu concurrentiel. Rien ne garantit que cette concentration accrue incite les entreprises à continuer d'innover.

L'adoption de l'IA par les entreprises est susceptible d'entraîner des ajustements organisationnels qu'il ne faudrait pas sous-estimer. Au-delà des compétences technologiques elles-mêmes, cette intégration exige une certaine souplesse organisationnelle (Bresnahan et al., 1996, 2002 ; Aral et al.,

2012 ; Dranove et al., 2014). Agrawal et al. (2021) ont ainsi montré que la contribution de l'IA à la valeur ajoutée est étroitement liée à la structure organisationnelle de l'entreprise qui l'adopte. Les auteurs précisent que le succès de l'automatisation par l'IA dépend du partage de l'information et de la coordination des activités automatisées avec celles qui ne le sont pas. Ces ajustements structurels ne sont pas univoques, et engendrent des coûts prohibitifs parfois l'assimilation technologique, compromettant ce faisant la survie de l'entreprise.

### 2.3 L'IA ET L'EMPLOI

L'impact de l'intelligence artificielle sur la demande de travail des entreprises est un facteur de préoccupation majeur (Agrawal et al., 2019 ; Ciarli, et al., 2021 ; Lane et Saint-Martin, 2021). Aujourd'hui, une grande partie de nos connaissances sur le lien entre innovation et emploi repose sur des recherches quantitatives sur les effets de l'adoption des technologies de l'information et de la communication (TIC) (Autor et al., 1998 ; Bresnahan et al., 2002) et sur ceux de l'automatisation (par exemple, Arntz et al., 2017 ; Bessen, 2019). Ces études s'interrogent sur l'ampleur des effets d'adoption des nouvelles technologies et sur le remplacement des personnes dans l'exécution des tâches (Acemoglu et Restrepo, 2018).

En fait, les estimations de l'impact sur l'emploi des technologies numériques et de l'automatisation varient considérablement. Certaines montrent que les technologies numériques conduiront principalement à la suppression de certains emplois (Acemoglu et Restrepo, 2019 ; Aghion, et al. 2019), tandis que d'autres sont plus optimistes, c'est-à-dire que les technologies numériques amélioreront principalement les emplois existants ou en créeront de nouveaux (Arntz, et al., 2017 ; Autor et Salomons, 2018 ; Felten, Raj et Seamans, 2019). D'autres enfin arrivent à des conclusions plus mitigées (Das et al., 2020 ; Nedelkoska et Quintini, 2018). La prise en compte du caractère standardisé ou routinier des activités pour rendre compte des effets de la digitalisation de l'appareil productif consti-

tue une explication convaincante du déclin relatif des travailleurs peu qualifiés par rapport aux travailleurs hautement et moyennement qualifiés au début des années 1980 (Goos et Manning, 2007 ; Goos et al., 2009 ; Adermon et Gustavsson, 2015). L'éviction par des machines des personnes moyennement qualifiées réalisant des tâches routinières est à la source de ce que l'on appelle la polarisation du marché du travail (Autor, 2014 ; 2015). Il est probable que l'IA renforce cette polarisation.

Avec la capacité croissante des machines à réaliser des tâches complexes, ce qui était autrefois non routinier et tacite est progressivement devenu standardisé, formalisé, mieux compris et finalement reproduit par des logiciels. Les professions dorénavant concernées vont des domaines de la conception créative et technique aux professions juridiques (Susskind, 2017). Ainsi, l'essor de l'IA impacte désormais des activités à haute valeur ajoutée, complexes et faiblement modulaires (Kauffman et Levin, 1987 ; Simon, 1969, 2002), celles qui précisément étaient considérées comme étant à l'abri de la digitalisation (O'Donovan et Smith, 2020).

Pourtant, tout n'est pas si sombre pour l'emploi. Avec l'IA émergent en effet de nouvelles complémentarités homme-machine, notamment parce que les tâches créatives gagnent en importance avec la quatrième révolution industrielle (Schwab, 2017). D'abord, plus que substituables aux personnes, les machines peuvent les assister dans des activités qui nécessitent le traitement de quantités massives d'informations et de données. L'IA soutient le jugement des professionnels sans s'y substituer. Par exemple, un diagnostic médical de cancer de la peau basé sur des images dermatologiques obtenues par biopsies peut utiliser un algorithme d'IA avec une précision de diagnostic plus élevée que celle de médecins qualifiés (Esteva et al., 2017). Cette capacité de reconnaissance, loin d'évincer le rôle des médecins, leur permet de se concentrer sur des missions plus délibératives, nécessitant une capacité de jugement. Ensuite, un grand nombre d'activités demeurent irréductibles

à un algorithme IA, comme les fonctions consistant à prendre des décisions basées sur la reconnaissance des émotions. Si tel est le cas, les compétences sociales, celles qui, précisément, échappent pour l'heure à la codification algorithmique, devraient gagner en importance (Autor et al., 2002 ; Brynjolfsson et MacAfee, 2014 ; Deming, 2017).<sup>19</sup>

Il est donc difficile de savoir si, oui ou non, l'IA menace l'emploi. Le scénario médian, où certaines activités apparaissent menacées alors que d'autres au contraire semblent bénéficier de l'IA, est le plus probable. Les quelques études récentes sur le sujet offrent en effet des résultats mitigés. Par exemple, l'étude d'Acemoglu et al. (2020) montre que les entreprises qui embauchent des travailleurs ayant des compétences techniques en IA tendent à modifier la structure de leurs activités, en remplaçant d'anciennes compétences réalisées par des personnes par des machines. On serait ainsi tentés de conclure à un effet de substitution. Toutefois, les travaux de Felten, Raj et Seamans (2019) montrent que les professions les plus affectées par les progrès de l'IA sont celles qui connaissent la croissance la plus forte sur le marché du travail. Les auteurs interprètent leur résultat comme une augmentation de la complémentarité entre l'IA et les compétences humaines, effet particulièrement saillant dans les entreprises qui étaient déjà sur une trajectoire d'automatisation.

En somme, il demeure difficile de se prononcer sur l'impact quantitatif global sur l'emploi. Ce que l'on sait, à tout le moins, c'est que l'IA a déjà déplacé la frontière de la substitution homme-machine, entre activités routinières et non routinières vers une substitution des activités à haute valeur ajoutée (Webb, 2019). Tout nous mène à croire que ce processus se poursuivra dans

les années futures. Ainsi, les progrès futurs du ML et du DL vont déterminer la ligne de démarcation entre les activités menacées et les autres (Brynjolfsson et Mitchell, 2017).<sup>20</sup> Mais dans un scénario où l'effet de substitution domine, la question en suspens est celle qui concerne l'effet net de l'IA sur la demande de travail des entreprises. Au-delà de l'effet de premier ordre de substitution, se pose la question de savoir si l'expansion de la demande adressée aux entreprises adoptant l'IA compensera partiellement ou intégralement l'effet de destruction des emplois. Cette question reste pour l'heure ouverte.

**“In the future, talent, more than capital, will represent the critical factor of production. This will give rise to a job market increasingly segregated into “low-skill/low-pay” and “high-skill/high-pay” segments, which in turn will lead to an increase in social tensions.”**

Klaus Schwab, *The Fourth Industrial Revolution*.



19. Paul Deming (2017) confirme ce point de vue et suggère que les compétences interpersonnelles et sociales procurent des rendements plus élevés que les compétences STEM (Science, Technology, Engineering and Maths).

20. Une question en suspens est celle qui concerne l'effet net de l'IA sur la demande de travail des entreprises. Au-delà de l'effet de premier ordre de substitution du travail par le capital IA, se pose la question de savoir si l'expansion de la demande adressée aux entreprises adoptant l'IA compensera partiellement ou intégralement l'effet de destruction des emplois. L'idée est finalement simple : une entreprise adoptant l'IA le fait en innovant en procédés et en produits nouveaux. Les gains attendus doivent donner lieu à un surcroît de demande et donc mécaniquement la demande de main-d'œuvre par l'entreprise doit augmenter.

21. Pour atteindre l'objectif d'un réchauffement climatique de 1,5° à la fin du siècle (objectif fixé par l'Accord de Paris en 2015), la baisse des émissions de GES doit être de l'ordre de 50% à l'horizon 2030 pour parvenir à une totale neutralité carbone en 2050 selon le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC). Selon le World Resources Institute (WRI), les engagements actuels conduisent à un scénario d'élévation de la température moyenne de la Terre compris entre 2,7° et 3,7°.

22. Way et al. (2021), à partir d'un travail projectif de transition énergétique anticipent des baisses de coûts exponentielles des technologies produisant des énergies renouvelables. Ils prédisent ainsi une diffusion beaucoup plus rapide que les modèles traditionnels et estiment ainsi que les scénarios à émission nulle à l'horizon 2050 sans sacrifier démesurément le potentiel de croissance économique sont crédibles.

23. Dans le même temps, le PIB a crû de 42% dans l'ensemble des pays de l'OCDE.

24. Nous remercions Luc Ferry d'avoir mentionné cette publication.



## 2.4 L'IA ET LE RÉCHAUFFEMENT CLIMATIQUE

Le lien entre l'IA et le réchauffement climatique s'inscrit dans la problématique plus générale de la responsabilité sociale et environnementale des entreprises. Le réchauffement climatique oblige les décideurs politiques et les investisseurs privés à intégrer leur empreinte carbone et les effets de leurs actions sur les émissions de gaz à effets de serre (GES) dans leur stratégie.<sup>25</sup>

De ce point de vue, l'IA peut jouer un rôle significatif. La puissance prédictive des systèmes d'IA promet d'assurer un meilleur contrôle des effets du processus productif sur le réchauffement. En améliorant les capacités d'observation et d'évaluation, l'IA permet de minimiser les émissions de GES, de mieux mesurer l'empreinte carbone des processus de fabrication, d'optimiser les rythmes de production, d'améliorer le contrôle qualité des produits, d'optimiser les trajets du fret routier, de mieux gérer les stocks et les déchets, etc. A ce propos, une enquête du Capgemini Research Institute (2020) réalisée auprès de 800 chefs d'entreprises, révèle que l'IA a contribué à réduire les émissions de GES de 13% et à améliorer l'efficacité énergétique de 11%. L'étude conclut que selon les secteurs d'activité, l'IA pourrait contribuer à hauteur de 11 à 45% à atteindre les objectifs de l'Accord de Paris signé en 2015. Le Boston Consulting Group (2021) fait une évaluation moins prometteuse et estime que l'IA devrait contribuer à la baisse des émissions de GES de l'ordre de 2.6 à 5.3 gigatonnes d'équivalents carbone.

En effet, les émissions ont augmenté de 44% entre 2000 et 2019 sur l'ensemble de la planète ce qui justifie le pessimisme des observateurs à l'issue de la « Cop 26 » de Glasgow en 2021. Les résultats s'avèrent

cependant très contrastés entre les pays avancés et les pays en développement, probablement du fait de la désindustrialisation des premiers et la forte industrialisation des seconds, mais aussi du fait des technologies utilisées. Ainsi, les émissions ont baissé de 33% sur la même période au Royaume-Uni, de 24% en Italie, de 22% en France, 21% en Allemagne et de 12,5% aux États-Unis, soit une baisse de 7.5% dans l'ensemble des pays de l'OCDE alors qu'ils ont augmenté de 106% dans les pays hors OCDE (Chaney, 2021). Malgré ces résultats qui peuvent paraître encourageants, les émissions de GES restent très au-dessus des objectifs espérés dans la plupart des pays développés et des investissements considérables sont espérés de la part de l'ensemble des acteurs. Or, leurs efforts dépendent grandement de la capacité à observer et évaluer les effets de leurs initiatives.

D'autres effets plus indirects pourraient compléter les bénéfiques précédents. En assurant une mesure plus précise des avantages attendus, l'IA pourrait inciter les acteurs à entreprendre des démarches en faveur de l'environnement. Par ailleurs, l'IA devrait engendrer des effets systémiques positifs. Par exemple, la « sous-traitance » à des systèmes d'IA de la mesure des émissions de GES, de la prédiction des consommations énergétiques et de l'optimisation de la production nécessite une réallocation des ressources vers de nouvelles activités complémentaires. Ainsi, l'IA est susceptible de jouer un rôle moteur dans la promotion de nouvelles formes organisationnelles capables de prendre en compte la contrainte environnementale.

Les programmes de ville intelligente (Smart City) sont de très bons exemples : ils sont souvent intenses en utilisation de système d'IA capables de traiter une quantité massive de données en temps réel. Toutefois,

la minimisation des pertes énergétiques et l'optimisation des flux de matières et d'énergie dans les grands centres urbains reposent souvent sur des changements organisationnels et comportementaux qui nécessitent l'intégration de l'ensemble des acteurs. En particulier, l'accès aux données et aux informations pertinentes doit être distribué aux acteurs (les utilisateurs par exemple).<sup>25</sup>

La relation entre l'IA et les émissions de GES est pourtant ambivalente. En effet, comme le montre le ■■ 1.1, l'augmentation de la performance des systèmes IA n'a été possible que grâce à une croissance exponentielle des capacités de calcul des ordinateurs<sup>26</sup>. Or ces progressions résultent plus de la multiplication du nombre de processeurs utilisés que de la progression de leurs performances (Thompson et al., 2020). Outre que cette évolution n'est économiquement pas soutenable, elle n'est possible qu'au prix d'une consommation d'énergie gigantesque et d'une contribution croissante au réchauffement climatique. Strubell et al. (2019) montrent qu'entraîner un système assez basique de traitement de la parole produit plus de 6 tonnes d'équivalent carbone, et plus de 35 tonnes lorsqu'on prend en compte la production et l'entraînement du système. Cela correspond à deux fois l'empreinte carbone d'un américain moyen pendant toute sa vie (Andrews, 2020).

Si ces résultats sont parfois contestés (Patterson et al., 2020), c'est parce qu'ils ne prennent pas en compte les gains de productivité attendus dont les effets doivent contribuer significativement aux objectifs environnementaux. En effet, les gains de productivité potentiels sont considérables. Ils résultent d'innovations complémentaires. D'une part, les capacités de calcul ont explosé grâce aux évolutions

25. Dans un entretien donné à Alliance, chief data officer de la Mairie de Paris confie que « l'IA arrive après d'autres enjeux beaucoup plus délicats autour de la gestion de la donnée. Une IA peut mettre en lumière quelques effets « waouh », mais avant cela et avant de recruter les data scientists qui vont travailler en ce sens, il faut déjà que les organisations pensent différemment la donnée, qu'elles soient capables de produire des données, dont l'usage à terme dépassera celui qui a été prévu initialement. C'est un enjeu d'état d'esprit des acteurs à tous les niveaux » <https://www.alliancy.fr/crise-quelle-intelligence-artificielle-smart-city>

26. Schwartz et al. (2019) estiment que la performance des modèles de Deep Learning entre ceux utilisés pour AlexNet et ceux utilisés pour AlphaZero a été multipliée par 300 000 entre 2012 et 2018. Une mesure assez simple montre qu'une progression linéaire de la performance des systèmes AI est au prix d'une croissance exponentielle de la complexité des modèles (Huang et al., 2017), du nombre de données (Walsman et al., 2019) et du nombre d'expérimentations (Dodge et al., 2019).



des machines et modèles utilisés (conception de processeurs plus adaptés<sup>27</sup>, ordinateurs plus efficaces, développement de modèles de Deep Learning plus frugaux et susceptibles de minimiser le nombre de connexions neuronales, décentralisation de l'IA via le Edge Computing, etc).<sup>28</sup> D'autre part, les progrès récents sont liés à une plus grande efficacité des systèmes périphériques qui accompagnent les systèmes d'IA tels que la gestion des réseaux de communication et des data centers. Outre les gains de productivité, leur délocalisation dans des régions froides et, évidemment, la transition vers un mix énergétique plus orienté vers les énergies vertes contribuent aussi à l'objectif environnemental.

### IA ET LES ENJEUX ÉTHIQUES

Outre des problèmes de sécurité ou d'effets potentiels sur des inégalités sociales, l'IA pose des questions éthiques. Les systèmes d'IA sont souvent basés sur des représentations ou des modèles d'interprétation biaisés qui orientent les prédictions –et donc les décisions ou les actions qui en dépendent– dans des directions socialement contestables ou indésirables. L'origine de ces biais ne réside pas forcément dans la nature même de l'IA. Elle est plus souvent liée aux données sur lesquelles repose l'apprentissage des machines ou à la programmation des algorithmes traduisant éventuellement les biais des programmeurs. Les enjeux, souvent plus sournois, résultent aussi d'une « artificialisation » du social, de l'éthique et du politique (Nurock, 2019). En effet, l'hypothèse erronée de la neutralité

des systèmes AI nous prive d'une réflexion sur les changements qu'ils engendrent sur nos comportements, nos habitudes et, à terme nos valeurs. Prévenir ou limiter ces biais s'avère difficile du fait de l'opacité des systèmes IA : il est souvent impossible de tracer l'origine des prédictions résultant de multiples interactions entre des algorithmes dont on ne peut décomposer les étapes de calcul. Des travaux sous forme de chartes, de livres blancs et de propositions de réglementations militent en faveur d'une IA « ouverte ». L'objectif est à la fois d'assurer la transparence de la logique ayant conduit à la prise de décision, mais aussi de la promotion d'une « éthique by design » (éthique dès la conception). Cette dernière a pour objectif de garantir à la fois la sécurité d'anonymat (par exemple par un traitement non centralisé des données personnelles) et la désignation d'une personne

27. Rappelons que les GPUs et les ASICs utilisés ont été développés pour d'autres applications telles que les cartes graphiques pour les écrans dédiés aux jeux vidéo.

28. Un grand nombre de travaux mettent en avant les enjeux de prendre en considération des critères d'efficacité et non seulement de performance computationnelle dans de la conception des modèles d'IA. L'efficacité pourrait par exemple entrer en ligne de compte dans les évaluations des concours internationaux.



physique ou morale assumant la responsabilité d'une prise de décision. L'enjeu réglementaire est de construire un « écosystème de confiance » (Commission européenne, 2020). La difficulté de telles approches réside dans la diversité technique et fonctionnelle des systèmes AI. Les enjeux éthiques diffèrent selon leur nature et leur usage. La Commission européenne propose une approche par les risques suggérant une régulation adaptée. Dans leur ouvrage, Pagani and Champion (2021) proposent une grille de lecture fonctionnelle intéressante pour identifier les enjeux éthiques selon le type de tâches réalisées par 800 systèmes différents d'IA utilisés dans 14 secteurs industriels. Les auteurs distinguent les systèmes AI selon qu'ils accomplissent des tâches routinières ou des tâches plus « créatives » pour évaluer et caractériser les enjeux éthiques associés. En effet, ceux-ci peuvent être limités lorsque l'IA est dédiée à certaines tâches automatiques, par exemple dans un environnement industriel, ou à des activités plus complexes ou créatives telles que l'AI appliquée aux outils financiers destinés à prévoir l'évolution des marchés ou aux robots chirurgicaux. En revanche, les enjeux éthiques nécessitent une attention particulière lorsque l'AI est appliquée à des tâches routinières mais engageant des adaptations comportementales. L'aide aux personnes handicapées assurée par des robots ou des tâches plus complexes comme que le pilotage de véhicules autonomes posent par exemple des questions de responsabilité encore ouvertes.

### 3. MIEUX COMPRENDRE L'IA

#### 3.1 LE MODÈLE STFA

Pour décrire la dynamique de l'IA, nous nous basons sur le modèle STFA (sciences, techniques, fonctions, applications), permettant de caractériser l'IA selon un vecteur de domaines scientifiques sous-jacents, de techniques, de fonctions et d'applications. Pour ce faire, nous mobilisons des données de brevets et des données de publications scientifiques.

Le brevet constitue une source de données à la fois rare et unique quant à la richesse des informations qu'il contient. En nous intéressant aux brevets, nous avons accès à une description de son contenu technologique, au nom, à la localisation et à la nationalité de l'inventeur et de son propriétaire, l'année de priorité, qui se rapproche le plus de l'année de l'invention, au titre du brevet et à son résumé. De plus, déposer un brevet est extrêmement coûteux pour une firme et reste le fruit d'efforts technologiques nécessairement stratégiques. Ainsi, à partir de cette base de données, il nous sera possible de rendre compte du processus conjoint de spécialisation des acteurs et de structuration des savoirs. Un élément important de notre méthode est d'exploiter l'information relative aux publications scientifiques mentionnées dans les brevets. Elles permettent d'établir un lien entre le monde technologique représenté dans les brevets et le monde scientifique.

Nous nous basons sur les travaux de Coréa (2018) qui propose de définir un système IA selon un triptyque techniques, fonctions, applications. L'auteur définit tout d'abord ce qu'il appelle des paradigmes d'IA (AI paradigm, l'axe horizontal de la figure 1.2) et que nous labellisons «Techniques». <sup>29</sup> L'axe vertical de cette figure recense les domaines de problèmes (AI Problem Domains) pour lesquels l'IA a été utilisée.

Ceux-ci s'apparentent aux fonctions – ou services rendus – par l'IA.<sup>30</sup> Le point important de cette approche est à l'intersection des techniques et des fonctions où se situent les applications, définies comme étant le produit joint d'une technique et d'une fonction mobilisées dans un contexte précis.

Pour associer les brevets au triptyque TFA, nous nous inspirons de la méthode du bureau international des brevets (WIPO) et de leur rapport "WIPO Technological Trends 2019 - Artificial Intelligence"<sup>31</sup>. Cette classification reprend les trois principales catégories d'IA du triptyque TFA :

- (i) Les techniques, par exemple le deep learning ou les l'apprentissage par renforcement, sont des formes avancées de modèles statistiques et mathématiques permettant les calculs des tâches généralement effectuées par les humains,
- (ii) Les fonctions, par exemple la reconnaissance vocale ou d'images peuvent être réalisées en utilisant une ou plusieurs techniques IA,
- (iii) Les domaines d'applications de l'IA sont par exemple les transports, l'agriculture ou les sciences médicales, etc.

Un brevet peut être à la fois une technique, une fonction et une application, de même qu'il peut se cantonner à n'être qu'une technique, qu'une fonction, ou qu'une application.

29. Ces techniques regroupent les techniques suivantes : (i) Outils basés sur la logique : outils utilisés pour la représentation des connaissances et la résolution de problèmes ; (ii) Outils basés sur la connaissance : outils basés sur des ontologies et de bases de données volumineuses relatives à des notions, de l'information et des règles ; (iii) Méthodes probabilistes : outils qui permettent aux agents d'agir dans des scénarios d'information incomplète ; (iv) Machine learning : algorithmes dits supervisés, non supervisés, qui permettent aux ordinateurs d'apprendre à partir des données. Ces méthodes comprennent le deep learning ; (v) Intelligence incorporée : boîte à outils d'ingénierie permettant l'intégration de capteurs produisant de l'information pour une intelligence supérieure ; (vi) Optimisation : des outils qui permettent de rechercher intelligemment parmi de nombreuses solutions possibles.

30. Coréa propose ainsi les fonctions suivantes : (i) Raisonnement : la capacité à résoudre des problèmes ; (ii) Représentation : la capacité à se représenter et comprendre le monde ; (iii) Planification : la capacité à définir des objectifs et organiser des actions pour les atteindre ; (iv) Le domaine de la communication : la capacité à comprendre le langage et à communiquer ; (v) Le domaine de la perception : la capacité à traiter des entrées sensorielles brutes (par exemple, des images, des sons, etc.) en informations utilisables.

31. World Intellectual Property Organization : <https://www.wipo.int/publications/en/details.jsp?id=4386>



1.2. Version simplifiée de la Carte des Connaissances de l'IA selon Corea (2018)

Source: Corea (2018). The AI Knowledge Map (<https://francesco-ai.medium.com/ai-knowledge-map-how-to-classify-ai-technologies-6c073b969020>)

Fonctions de l'intelligence artificielle

Fonction M	Application $T_1 F_M$	...	Application $T_N F_M$
⋮			
Fonction J	⋮	Application $T_i F_j$	⋮
⋮			
Fonction 1	Application $T_1 F_1$	...	Application $T_N F_1$
	Technique 1	...	Technique N

Le lien entre champs technologiques et domaines scientifiques se fait par le biais des brevets. Lors d'une demande de brevet, l'inventeur doit citer les brevets antérieurs sur lesquels la propriété intellectuelle ne peut porter (ce que l'on appelle prior art), de même que les toutes les publications différentes des brevets (non patent references) telles que les rapports, publications scientifiques, etc. Nous nous intéressons exclusivement aux publications scientifiques utilisées dans le cadre de l'invention protégée.

En associant chaque publication à un domaine scientifique particulier et en liant un brevet AI décrit selon le triptyque TFA, on peut associer des domaines scientifiques à des techniques, des fonctions, et des applications. Dans ce travail, nous nous concentrons sur la relation entre les domaines scientifiques et les techniques liées à l'IA. Ce faisant, nous nous rapprochons d'une vision linéaire du processus d'innovation, les sciences venant en appui des techniques particulières, ces dernières étant contextualisées dans des fonctions trouvant une application industrielle.<sup>32</sup>

“ L'intelligence artificielle a un fort potentiel d'amélioration de la collecte de données (...). Cependant, nous devons être conscients que l'utilisation d'algorithmes complexes peut être en contradiction avec la transparence de la recherche scientifique. L'IA est susceptible de mener à des inexactitudes et de produire des résultats discriminatoires, du fait de biais intégrés ou des limites du processus d'apprentissage.”

Moez Chakchouk, Réflexion éthique sur l'intelligence artificielle dans Cités

32. Cette démarche est quelque peu contestable. Dès 1986, Kline et Rosenberg (1986) ont mis en exergue le caractère non linéaire de l'innovation, où les idées nouvelles peuvent autant provenir des étapes situées en amont (telles que le service de R&D ou la recherche universitaire) que de celles situées en aval comme les relations clients, le marketing, ou les phases de production. Bien que plus réaliste, cette vision se prête difficilement à une description simple des phénomènes étudiés, et nous préférons nous cantonner aux relations entre la science d'une part et les techniques d'autre part. Ainsi, le modèle TFA augmenté n'est autre que le modèle linéaire STFA (Sciences-Techniques-Fonctions-Applications).



### 3.2 LES DONNÉES

L'IA n'est ni une grandeur comptable, ni un secteur, encore moins un produit. C'est pourquoi, pour mesurer, qualifier, quantifier et comparer les efforts en matière d'IA, ce rapport s'appuie sur une source de données unique et surtout exhaustive en matière de brevets, PATSTAT, pour révéler les stratégies d'investissement des acteurs. PATSTAT est une base de données recensant systématiquement les demandes de brevets. Elle contient des données bibliographiques sur plus de 100 millions de documents provenant de tous les pays. Le caractère systématique du recensement la rend très attractive. Toutefois, les principaux offices de propriété intellectuelle constituent une partie structurelle de la base. Un facteur très attractif de PATSTAT est l'organisation de l'information en tables relationnelles qui rend son usage très intuitif.

Il faut garder à l'esprit qu'il s'agit d'une stratégie tout à fait particulière de l'IA. En effet, en tant qu'algorithme, l'IA ne se prête pas facilement au brevetage, et ce n'est qu'intégré dans une technologie matérialisée que celle-ci peut être brevetée. Autrement dit, ce travail fournit une image de l'IA telle qu'elle est proposée dans les innovations matérielles intégrant des algorithmes IA.

Notre méthode d'identification des brevets IA (voir l'annexe méthodologique) permet d'obtenir un ensemble que nous pouvons considérer comme notre base de brevets en relation avec l'IA sur la période 1990-2017. Au total sur cette période, on recense plus de 860 000 brevets en relation avec l'IA (■ 1.3), pour environ 660 000 familles de brevets. Parmi eux, environ 178 000 brevets sont liés à des techniques, environ 242 000 à des fonctions et plus de 600 000 à des applications. La taille moyenne d'une famille de brevets IA est donc de 1,3 brevet.

#### QU'EST-CE QU'UNE FAMILLE DE BREVETS ?

La famille de brevets est un terme générique dans PATSTAT qui regroupe tous les brevets déposés dans différents bureaux nationaux et protégeant la même invention. Par exemple, une entreprise fictive nommée AMEKS-IA décide de protéger son invention auprès de l'Institut national de la propriété intellectuelle (INPI), puis décide d'étendre sa protection à l'ensemble des pays de la zone euro puis aux États-Unis et au Japon. Cette décision revient à déposer 21 brevets pour une seule invention (les 19 pays de la zone euro, les États-Unis et le Japon). Ceux-ci protègent tous une seule et même invention et constituent une unique famille. Dans ce travail, nous distinguons le nombre de brevets du nombre de familles. L'intérêt n'est pas tant de distinguer les inventions des brevets, mais de qualifier la valeur économique de l'invention.

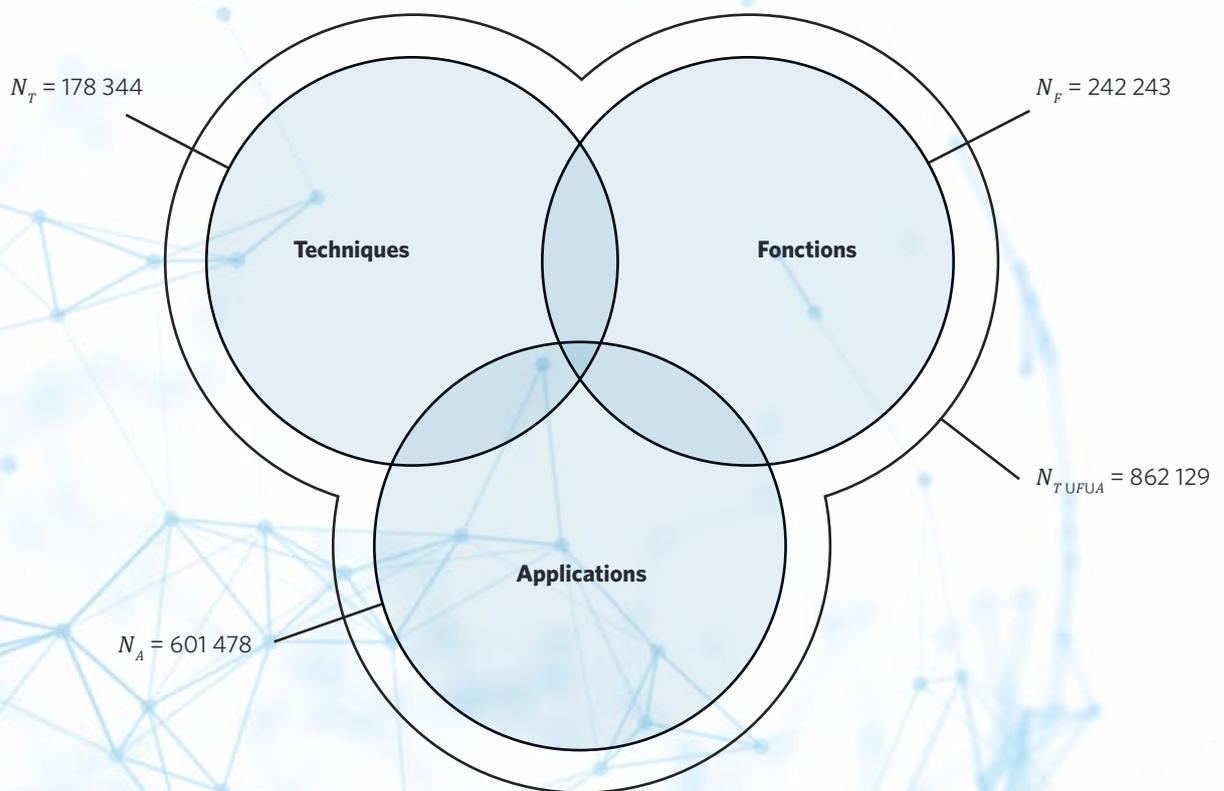
De toute évidence, le fait d'étendre sa propriété intellectuelle à un grand nombre de pays est une indication de la valeur économique attendue, ou espérée, par l'entreprise. Ainsi, le nombre de brevets dans une famille est un indicateur de la valeur économique de l'invention.

Dans l'ensemble, il y a deux façons de comptabiliser l'activité d'invention donnant lieu à des demandes de propriété intellectuelle. On peut tout d'abord comptabiliser le nombre de familles. On recense alors l'activité d'invention sans tenir compte de sa valeur économique potentielle. On peut ensuite comptabiliser le nombre de brevets. Une autre interprétation du comptage de brevets est qu'il s'agit du nombre de familles, chaque famille étant pondérée par le nombre de brevets. Autrement dit, recenser simplement le nombre de brevets est une mesure pondérée du nombre d'inventions, c'est-à-dire prenant en compte leur valeur économique.

1.3. Nombre de brevets IA identifiés, selon le modèle TFA

La lettre  $N$  signifie le nombre de brevets identifiés. Les intersections des ensembles sont les suivantes :  $N_{TnF} = 40\,973$  ;  $N_{TnA} = 45\,679$  ;  $N_{FnA} = 92\,989$  ;  $N_{TnFnA} = 19\,705$ .

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





Le **■ ■ ■ 1.2** présente l'évolution du nombre de brevets IA déposés entre 1990 et 2017 (courbe en bleu sombre, axe vertical gauche). Le nombre de brevets croît significativement sur la période à l'exception du début des années 2000. Après 2010, nous observons une accélération impressionnante du nombre de demandes de brevets sur la période, jusqu'à atteindre 140 000 en 2017. Nous pourrions être tentés d'attribuer cette forte croissance à l'avènement du Deep Learning du début des années 2010, ce dernier constituant une véritable rupture dans le développement de l'IA.

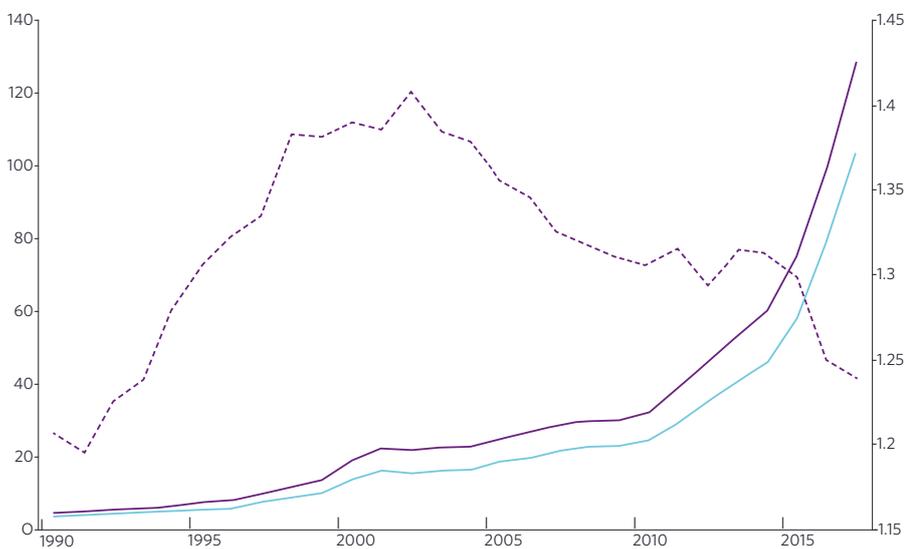
Nous restons pourtant prudents quant à cette explication, observant cette non-linéarité sur l'ensemble des demandes de brevets (**■ ■ ■ 1.3**). Enfin, la courbe en trait discontinu montre l'évolution de la taille moyenne de la famille. Nous observons un grand cycle conforme au cycle général. Nous conjecturons toutefois que ce cycle va se retourner avec le développement de l'IA.

L'appariement des brevets PATSTAT aux publications scientifiques se fait par l'intermédiaire de la base de Matt Marx (<https://zenodo.org/record/4235193#.YOQaiC8ivX8>). Cette base s'appuie sur les données Microsoft Academic Graph (MAG) qui est «un graphique hétérogène contenant des enregistrements de publications scientifiques, des relations de citations entre ces publications, ainsi que des auteurs, des institutions, des revues, des conférences et des domaines d'études.»<sup>33</sup> La base MAG donne accès à presque 180 millions d'articles scientifiques recensés sur la période 1800-2020 publiés dans 48 806 revues, ou présentés dans plus de 4400 conférences.

### **■ ■ ■ 1.2** Évolution du nombre de demandes de brevets en intelligence artificielle (—), de famille de brevets (—) et de la taille moyenne des familles (---), entre 1990 et 2017.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs

Axe de droite en unités. Axe de gauche en milliers.

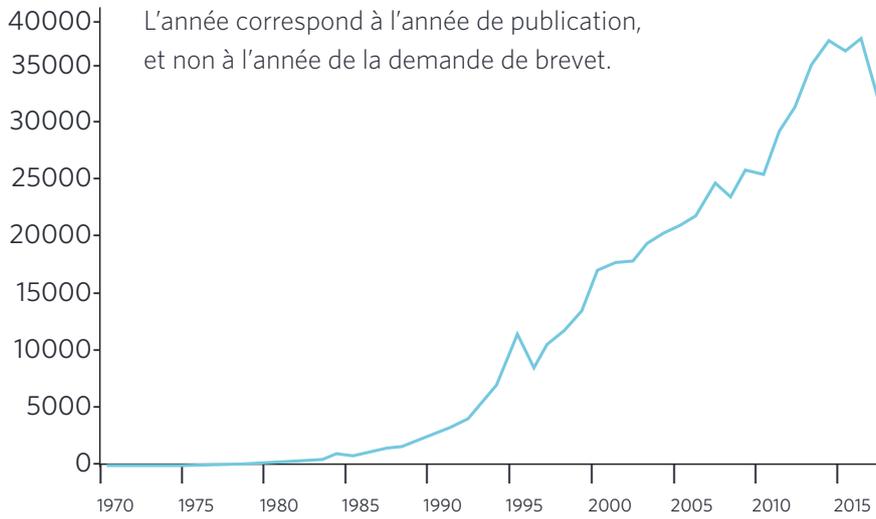


La base recense 550 000 articles cités dans les brevets IA. Le **■ ■ ■ 1.3** retrace l'évolution du nombre de références scientifiques détectées dans les brevets IA. L'axe horizontal retient l'année de publication et non l'année de dépôt d'un brevet.

Nous observons une tendance positive et linéaire dès 1990 ce qui suggère deux observations. Premièrement, les brevets IA citent des publications scientifiques plutôt récentes. Dans le cas contraire, même en présence d'une tendance exponentielle dans la production des brevets, nous devrions observer une pente nulle. Deuxièmement, la tendance linéaire ne reflète pas la tendance exponentielle des brevets, suggérant un recours de moins en moins important aux publications scientifiques dans les inventions nouvelles. Nous interprétons ce moindre recours à la science comme l'expression du cycle de vie de l'IA tendant vers une plus grande maturité des applications. Ceci reste, bien entendu, conjectural, et doit être confirmé dans des travaux scientométriques plus poussés.

**1.3** Évolution du nombre de publications scientifiques détectées dans les brevets IA, entre 1990 et 2017.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs



33. (<https://www.microsoft.com/en-us/research/project/microsoft-academic-graph/>).



## 4. LES POINTS ESSENTIELS À RETENIR

Nous listons ci-dessous les dix points à retenir sur la définition et les enjeux économiques relatifs à l'intelligence artificielle. Nous renvoyons le lecteur à l'annexe méthodologique pour la liste des dix points essentiels relatifs à la méthode mobilisée dans ce travail.

**01** Il existe de nombreuses définitions de l'IA. Si elles ne sont pas toujours cohérentes entre elles, elles s'accordent sur l'idée que l'IA repose sur des algorithmes très performants, capables d'apprendre, de raisonner, et d'accomplir des tâches qu'a priori seule l'intelligence humaine peut accomplir.

**02** L'IA peut se concevoir alors fondamentalement comme un ensemble de techniques de prédiction qui consistent à associer à une information une action destinée à atteindre un objectif prédéterminé par l'homme.

**03** Depuis 2010, l'apprentissage automatique (ML) et l'apprentissage profond (DL) ont grandement amélioré la performance prédictive des algorithmes. Par IA (dans son acception faible), on entend aujourd'hui : (i) un outil d'aide à la décision à moindre coût ; (ii) le développement de l'automatisation définie comme une technique consistant à faire fonctionner un appareil, un procédé ou un système de façon autonome ; (iii) dans son acception forte, une intelligence dépassant l'intelligence humaine et offrant à long terme des perspectives encore inconnues.

**04** L'IA apparaît comme une technologie d'application générale, ou GPT (General Purpose Technology) ayant vocation à être adoptée dans un grand nombre de secteurs.

**05** La liste des secteurs concernés est déjà considérable et inclut notamment les transports, l'agriculture, les services financiers, la conformité juridique des contrats, l'ensemble des domaines scientifiques, la santé, l'action publique et la sécurité dont la sécurité numérique des entreprises.

**06** Les effets cumulatifs de l'IA peuvent être positifs ou négatifs. D'un côté, les gains de productivité des entreprises, la création de nouveaux marchés, et la substitution du travail par du capital IA, sont encore mal ou peu compris et demeurent un enjeu majeur. Les effets de réallocation du capital, du travail entre entreprises et entre secteurs restent à évaluer. Ils impliquent des coûts d'ajustement importants supportés à la fois par les entreprises et les travailleurs. L'impact de l'IA est essentiellement attendu en matière d'innovation et de travail.

**07** L'IA engendre non seulement des innovations de produits, de procédés et organisationnelles. Si les effets attendus de l'IA sur la croissance économique sont considérables, les études concernant les gains de productivité restent à ce stade peu concluantes.

**08** Les estimations empiriques de l'impact de l'IA sur l'emploi sont à ce jour quasiment inexistantes. La plupart des études théoriques s'intéressent aux technologies numériques et de l'automatisation. Les résultats ont plutôt tendance à diverger. Si certaines insistent sur les effets substitutifs et négatifs sur l'emploi, à contrario d'autres mettent plutôt en avant les effets complémentaires des technologies numériques contribuant à l'amélioration des emplois existants ou à la création de nouveaux emplois.

**09** Les progrès des technologies numériques se traduisent par une augmentation de puissance de calcul, de disponibilité et de gestion des mégadonnées. Ces performances permettent de développer des algorithmes d'apprentissage capables d'automatiser des tâches jusqu'à considérées comme non routinières et requérant une intervention humaine. Ce processus d'automatisation commence à impacter des activités à très haute valeur ajoutée.

**10** De fait, les gains attendus de l'IA doivent s'envisager au regard de l'ensemble des coûts associés. Malgré les efforts d'analyse, les développements technologiques de l'IA et leurs applications sont difficiles à anticiper et évaluer quantitativement. Les optimistes y voient un potentiel de gains de productivité et un renouveau de la croissance économique. Les pessimistes préfèrent y voir un excès de confiance face à la persistance d'une croissance molle.



We stand on the brink of a technological revolution that will fundamentally alter the way we live, work, and relate to one another. In its scale, scope, and complexity, the transformation will be unlike anything humankind has experienced before.”

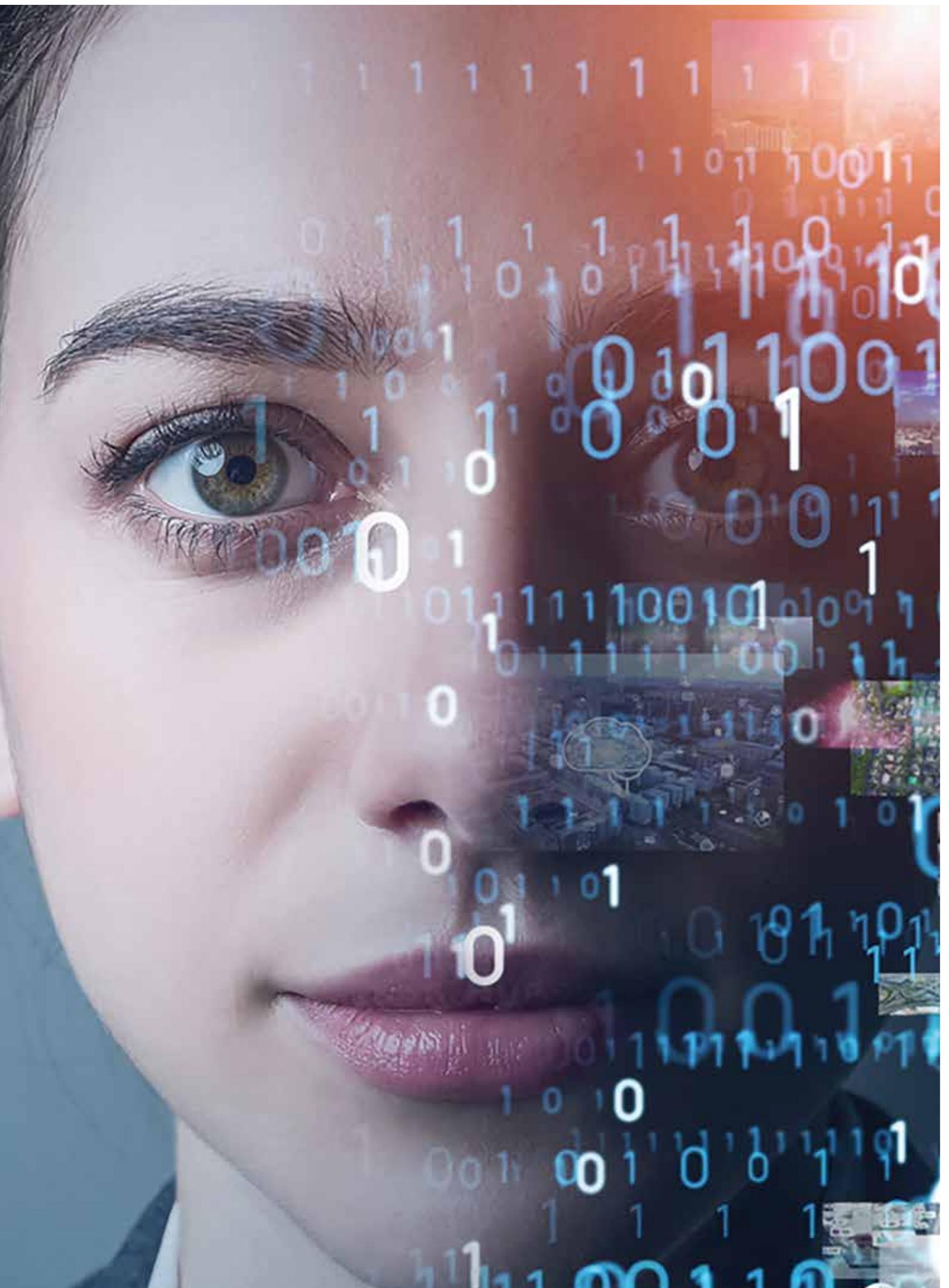
Klaus Schwab, The Fourth Industrial Revolution.

CHAPITRE 02

# L'IA comme système technologique

- p. 49 L'IA vue comme un paradigme technologique
- p. 52 Sciences, Techniques, Fonctions, Applications de l'IA
- p. 64 Les points essentiels à retenir





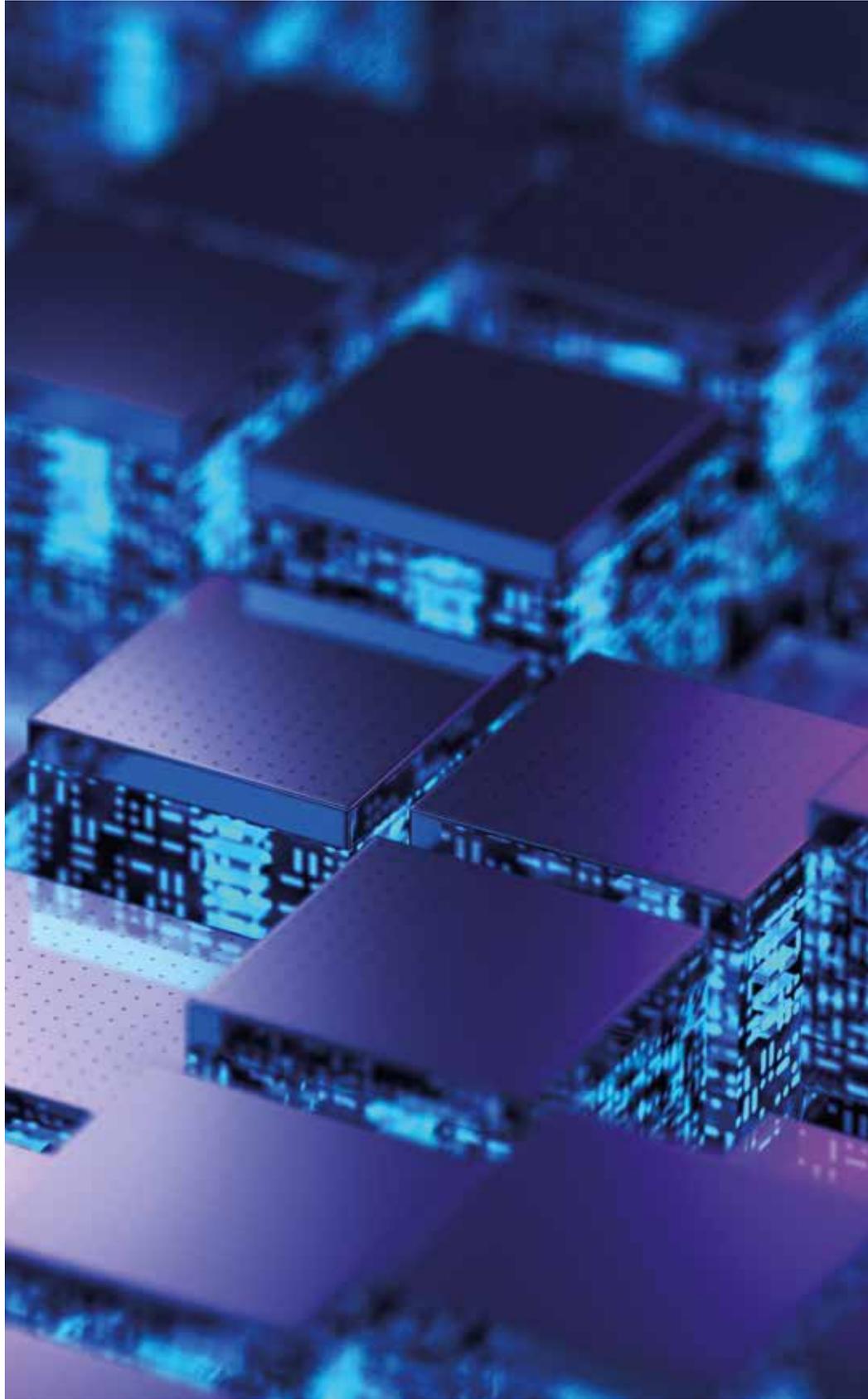


## 1. INTRODUCTION

Cette étude conçoit l'IA comme un système technologique. Un système technologique, au sens de Bertrand Gille (1978)<sup>1</sup>, est un ensemble de techniques dont les relations entre elles forment un tout cohérent assurant une fonction ou un ensemble de fonctions prédéfinies et dédiées à des applications concrètes. Nous considérons les domaines scientifiques sur lesquels s'appuient certaines de ces techniques comme des éléments du système. C'est le modèle STFA décrit au chapitre précédent.

Nous abordons l'étude des systèmes technologiques par la théorie de l'information, c'est-à-dire par des mesures statistiques telles que l'entropie et l'information mutuelle qui révèlent la nature et l'intensité des liens entre les éléments du système (voir annexe méthodologique). Cette approche nous permet de caractériser la dynamique de l'IA comme un système turbulent et désordonné ou au contraire comme un ensemble cohérent, décomposable, avec une forte accumulation des savoirs autour d'une architecture stable.

La Section 2 part du principe que l'étude des brevets permet d'étudier l'IA comme un paradigme technologique particulier. Nous faisons d'abord quelques rappels théoriques pour ensuite révéler sa dynamique par la statistique d'entropie et de l'information mutuelle. La Section 3 présente les principaux résultats liés au modèle STFA et revient sur les dynamiques observées pour chacun des éléments qui le composent pour ensuite révéler les liens qui existent entre les sciences, les techniques, les fonctions et les applications.



1. Bertrand Gille (1978) *Prolégomènes à une histoire des techniques*, in *Histoire des techniques* La Pléiade Paris.

## 2. L'IA VUE COMME UN PARADIGME TECHNOLOGIQUE

### 2.1 SUR LE CHANGEMENT TECHNIQUE COMME UN PROCESSUS CYCLIQUE APPLIQUÉ À L'IA

A la suite des travaux initiaux de Schumpeter (1912 et 1942), de nombreuses recherches se sont concentrées sur les formes du changement technique et ses conséquences sur la structure des industries. De nombreuses analyses empiriques ont montré qu'il existe une certaine logique dans l'évolution des technologies et des structures industrielles. Les modèles de cycle de vie des produits (Vernon, 1966 ; Gort et Klepper, 1982) mettent en avant les caractéristiques d'évolution des industries émergentes, en identifiant cinq étapes d'évolution. La contribution de Abernathy et Utterback (1978) propose le concept de design dominant, dont l'émergence est un moment clé dans le cycle de vie du produit. Il initie une phase de stabilisation technologique caractérisée par une intensification des innovations de procédés et un ralentissement des innovations de produits.<sup>2</sup>

#### TECHNOLOGIE, ET CYCLE DE VIE. REPÈRES THÉORIQUES.

Les faits stylisés mettent en exergue deux phases. La première phase est une phase de compétition technologique et de destruction créatrice. Cette première phase fait suite à l'introduction d'une technologie en rupture forte avec des technologies jusqu'alors utilisées, modifiant profondément les connaissances scientifiques et techniques de référence. Plusieurs manières de faire, plusieurs paradigmes technologiques distincts (par analogie au concept de paradigme scientifique de Kuhn, 1970) sont alors en concurrence. Cette phase de rupture technologique introduit également les conditions d'entrée de plusieurs nou-

velles technologies, elles-mêmes situées au sein du nouveau paradigme technologique. Ces technologies sont rivales (Anderson et Tushman, 1990), et ouvrent chacune la voie à des trajectoires technologiques propres. Cette phase de concurrence entre technologies peut être apparentée à une période de recherche d'un principe à la fois unique et œcuménique de méthode de travail. Donnant lieu à un nouveau produit, elle amène de nombreuses variantes possibles (du produit ou du design final).

Les firmes en place et les nouveaux entrants ont théoriquement des chances identiques de concevoir de nouveaux modèles, car ceux-ci sont très différents des modèles précédents. En ce sens, les innovations de rupture peuvent cannibaliser les structures productives existantes, et sont ainsi potentiellement destructrices de compétences accumulées. L'empreinte forte des anciennes technologies sur l'organisation des firmes déjà existantes constitue, du moins potentiellement, de fortes rigidités organisationnelles. En revanche, leurs actifs complémentaires déjà formés (e.g. réseau de distribution) peuvent garder une importance cruciale, si bien que les barrières à l'entrée restent substantielles. Dans cette phase, les échelles de production sont généralement faibles, et les coûts moyens élevés.

La seconde phase correspond à l'émergence d'un design dominant et fait suite à un phénomène dit de shakeout. Cette seconde phase marque l'avènement d'une période où une architecture unique, ou dominante, est établie pour une classe donnée de produits (Anderson et Tushman, 1990). Ainsi, l'évolution technologique suit une trajectoire naturelle (Dosi, 1982 ; Nelson et Winter, 1982). Pour Sahal (1981), cette phase diffère considérablement de la précédente en ce que le processus d'innovation procède dès lors par modification incrémentale du design de base. L'émergence d'un design dominant constitue ain-

si un moment central de l'évolution d'une technologie. Ce processus de sélection technologique ne peut se comprendre en se référant simplement à la supériorité intrinsèque d'une technologie par rapport à d'autres. Pour Dosi, les acteurs porteurs des technologies nouvelles influencent considérablement la trajectoire technologique retenue pouvant aboutir à des rendements croissants d'une technologie particulière.

L'arrivée d'un design dominant s'accompagne d'un changement de la nature de la compétition entre technologies : la compétition se concentre sur des innovations incrémentales de ce modèle. Les entreprises se lancent alors dans une compétition centrée sur la diminution des coûts de production (innovation de procédé) et l'amélioration des caractéristiques du produit sans remettre en cause le modèle dominant. Les actifs complémentaires des acteurs et la recherche de rendements d'échelle conduisent à l'établissement de barrières à l'entrée élevées. Le nombre de firmes diminuant fortement, le marché tend finalement vers une structure oligopolistique (Klepper, 1996). Dans cette seconde phase, les orientations stratégiques des firmes créent de fortes irréversibilités, les acteurs étant conduits à se spécialiser de plus en plus.

Dans l'ensemble, le changement technique n'est ni un aléa issu de l'activité d'invention ni un processus graduel. Il suit au contraire deux phases distinctes (Dosi, 1982). Son déroulement représente alors le processus concret de développement des technologies qui découlent de l'innovation originelle. Cette succession intra-paradigmatique entre une phase d'exploration et une phase d'exploitation nous conduit à penser qu'en dynamique, les technologies tendent vers une structure de plus en plus stable, avec un ralentissement du rythme de création technologique (i.e. de la turbulence technologique), et une concentration des connaissances autour de technologies particulières.

2. Il rejoint ce faisant les concepts de paradigme technologique (Dosi, 1982), ou de régime technologique (Nelson et Winter, 1982).



L'idée principale est que les deux phases se distinguent par la radicalité des inventions. Dans la première phase, les inventions donnent lieu à des innovations plutôt radicales, chacune comportant un fort degré d'incertitude. La seconde phase se caractérise par un ralentissement des innovations radicales où certaines technologies prennent le pas sur les autres. Précisons que notre revue de la littérature ne nous permet pas d'avoir une hypothèse solide quant à la phase de développement dans laquelle le paradigme de l'IA se trouve aujourd'hui. Ce processus cyclique peut-il caractériser le développement de l'IA ? Rien n'est moins sûr.

La plupart des théories sur le cycle de vie des technologies et des industries sont basées sur des exemples très concrets. La réflexion sur le rôle de rupture du design dominant s'est entre autres développée autour de l'architecture des avions (Anderson et Tushman, 1990), avec une discussion détaillée des choix à opérer sur l'emplacement des ailes, leur nombre, l'emplacement des hélices, etc. De même, l'idée de Klepper (1996, 2008) sur le cycle de vie des industries est intimement liée au cycle de vie des produits (Gort et Klepper, 1982). Or dans le cas de l'IA, une telle analogie est beaucoup plus difficile à opérer. Ne se réduisant pas à un simple produit, l'IA est pressentie comme étant une technologie d'application générale (GPT). Une GPT se caractérise précisément par l'absence de développement cyclique, mais au contraire par sa capacité à se diffuser graduellement dans l'ensemble de l'appareil de production et à modifier les technologies de production existantes. C'est ce processus de diffusion dont les contours sont très difficiles à cerner qui nous incite à rester prudents quant au caractère cyclique de l'IA.

## 2.2 ESSOR DE L'IA ET STATISTIQUE DE BREVET

Si les progrès de l'IA sont récents, ce thème de réflexion naît avec la cybernétique dans les années 40 et 50. D'après nos données sur les dépôts de brevets, c'est l'année 1990 qui marque le véritable essor de l'IA (5000 brevets par an pour atteindre presque 30 000 brevets en 2010). L'année 2010 semble être le deuxième tournant qui initie une période ininterrompue de croissance pour atteindre plus de 120 000 brevets en 2017.

A partir de l'échantillon de plus de 800 000 brevets IA identifiés entre 1990 et 2017, nous observons que 90 sous-classes technologiques ont été renseignées. Plus des trois quarts des brevets ne mobilisent qu'une sous-classe technologique, 16% en mobilisent deux, 4,5% en mobilisent trois, et seulement 1% en mobilise 4. Quatre brevets combinent un maximum de 12 sous-classes technologiques. Avec un nombre maximum de 12 classes technologiques potentiellement renseignées sur 90 possibles, il existe  $\sum_{k=1}^{k=12} C(k) = 3,22 \times 10^{14}$  combinaisons technologiques possibles. Or, jusqu'en 2017, nous dénombrons seulement 4 190 combinaisons technologiques. Ceci est une première indication que le paradigme de l'IA suit une forme de déterminisme technologique (les combinaisons ne sont pas aléatoires).

Le ■■■ 2.1 montre le nombre de combinaisons technologiques mobilisées entre 1970 et 2017, le nombre de combinaisons technologiques nouvelles pour une année donnée, et le nombre de combinaisons sortantes<sup>3</sup> Par exemple pour l'an 2000, 416 combinaisons technologiques sont mobilisées, dont 88 sont nouvelles. Cela représente 21% de l'ensemble des combinaisons technologiques mobilisées cette année-là. Toutefois, seulement 1.3% des brevets utilise des combinaisons technologiques nouvelles. Dans l'ensemble, le ■■■ 2.1 montre

une augmentation très importante du nombre de combinaisons technologiques depuis 2010. Cela est cohérent avec l'idée que l'essor économique de l'IA est postérieur à cette année-là d'une part, et que l'IA est une technologie de type GPT d'autre part. En effet, les apports particuliers de l'IA dans divers contextes nécessitent des investissements supplémentaires pour les incorporer dans des applications locales et concrètes. La croissance du nombre de combinaisons nouvelles traduit cet effort de contextualisation. Un effet de sélection des combinaisons technologiques les moins profitables semble également à l'œuvre, mais il est encore trop tôt pour le confirmer. Le ■■■ 2.2 montre la part des combinaisons technologiques nouvelles (non pondérées par le nombre de brevets). Il confirme l'idée que **les activités d'exploration, après s'être maintenues à environ 20% de l'ensemble des combinaisons technologiques mobilisées par année, connaissent un regain significatif depuis 2010.**

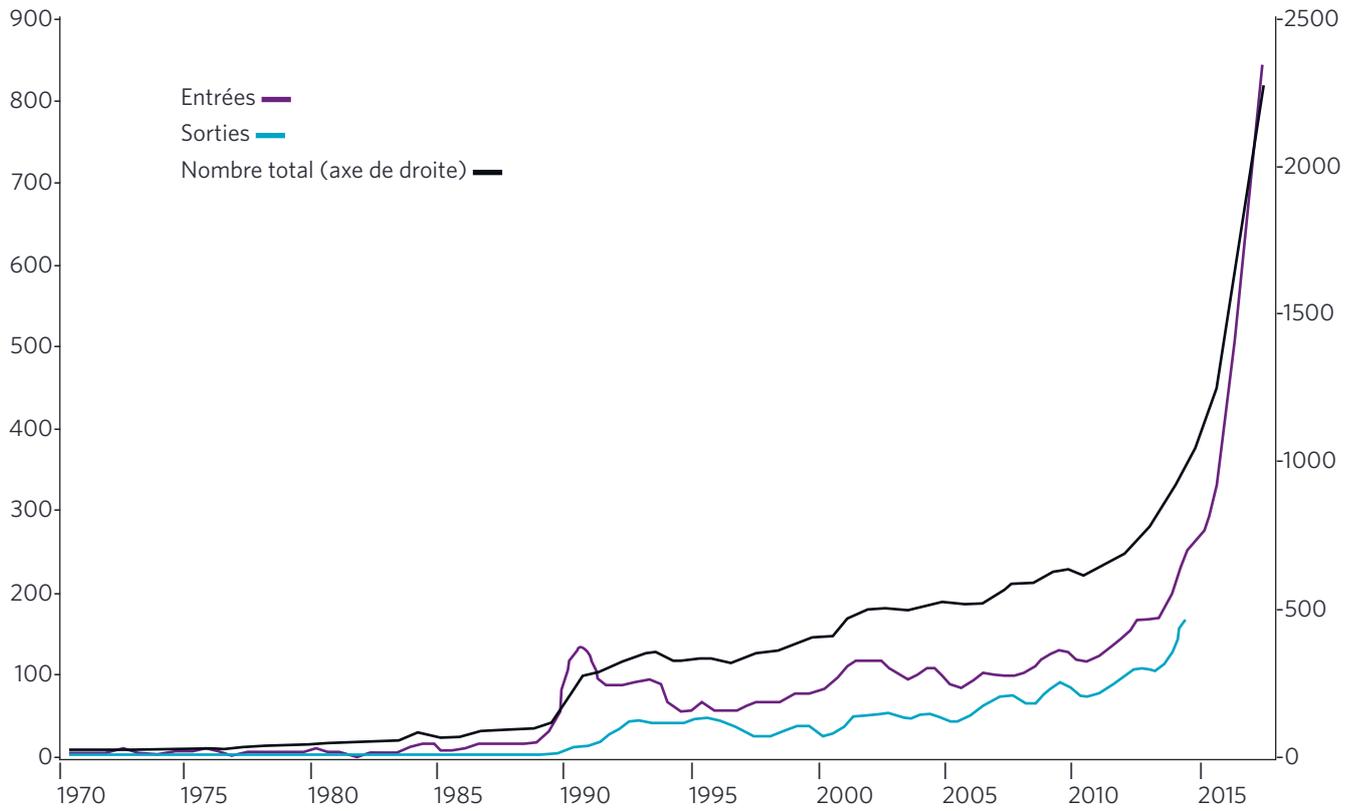
Dans un dernier exercice, nous mobilisons la statistique d'entropie pour mesurer la distribution des brevets sur l'ensemble des sous-classes technologiques<sup>4</sup>. L'utilisation conjointe de deux technologies n'est en fait pas univoque. D'une part, les technologies peuvent partager des éléments, i.e. des variables, ce qui favorise leur articulation. D'autre part, les services rendus par ces technologies peuvent être complémentaires, i.e. situés dans des séquences différentes, mais convergentes, ou substituables, i.e. si les services rendus par ces technologies sont similaires. L'évolution des deux indicateurs d'entropie et d'information mutuelle procure une idée générale de la nature du changement technique à l'oeuvre, i.e. vers plus ou moins de variété et de décomposabilité.

3. Une combinaison technologique est dite sortante lorsqu'elle n'est pas mobilisée pendant au moins trois ans. Ceci explique pourquoi la série s'arrête en 2014.

4. Pour rappel la mesure de l'entropie nous renseigne sur la variété technologique alors que l'information mutuelle qualifie la décomposabilité du système technologique (voir annexe méthodologique, section 5).

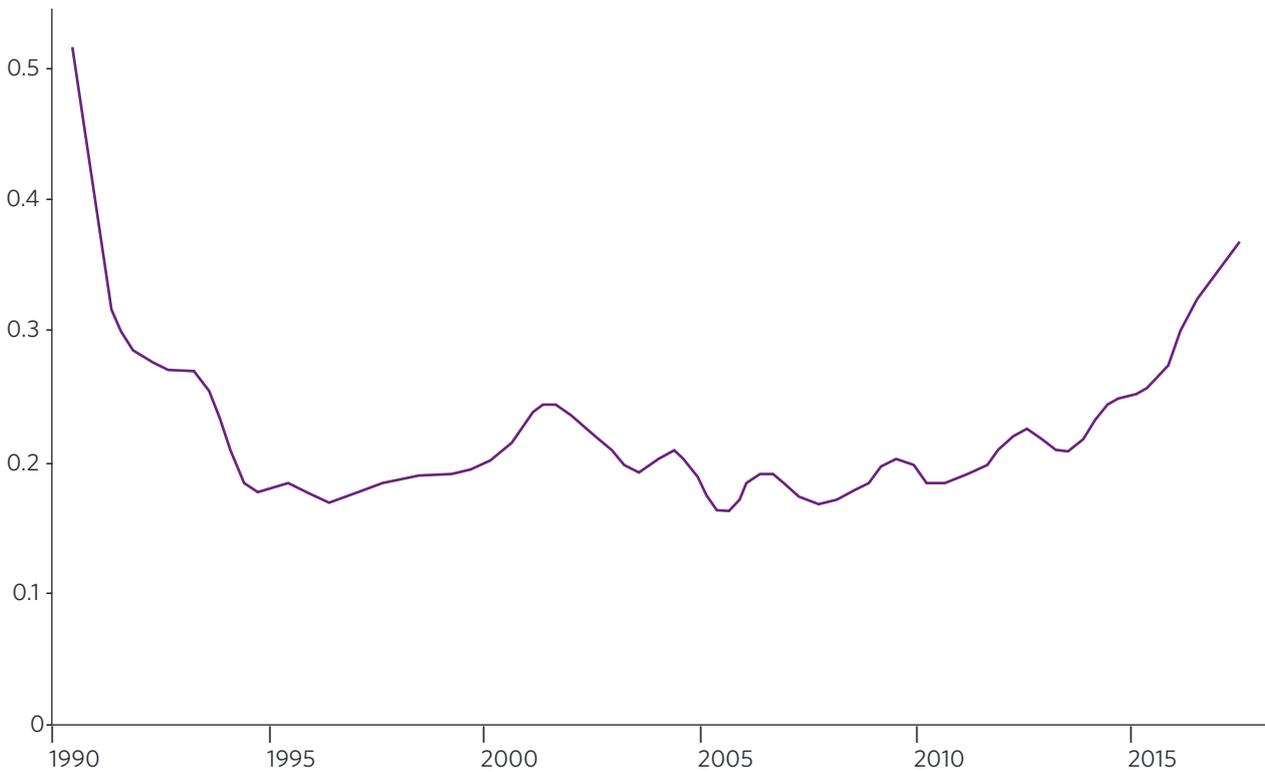
## 2.1 Nombre d'entrées et de sorties de combinaisons technologiques dans l'IA depuis 1970

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



## 2.2 Part des brevets d'exploration dans l'ensemble des brevets IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





Le ■■■ 2.3. confirme que l'année 2010 est bien un moment pivot. Avant cette date, le système technologique de l'IA était marqué par un mouvement conjoint de diminution (puis de stabilité) de l'entropie et de diminution de la décomposabilité. Autrement dit, le système technologique de l'IA ne semble pas s'articuler autour de combinaisons technologiques dominantes, et l'entropie du système est stable. Depuis 2010, nous observons au contraire une diminution plus prononcée de la décomposabilité du système technologique conjointement avec une augmentation de sa variété. Ce double mouvement reflète des activités d'exploration très intenses de la part des inventeurs. Tout se passe comme s'ils étaient persuadés de la valeur économique potentielle de leurs inventions, mais sans s'accorder sur le type d'inventions le plus prometteur. On constate donc qu'ils continuent à explorer des potentialités pressenties, mais non révélées.

**En résumé, l'IA est aujourd'hui entrée dans une phase d'exploration tous azimuts.** Chaque année, de nombreuses combinaisons sont expérimentées. Cette nouveauté combinatoire reflète des activités d'inventions qui mobilisent des savoirs scientifiques pour déterminer des fonctionnalités adaptées à des applications nouvelles. La section suivante présente les résultats du modèle STFA en révélant les dynamiques individuelles de chacun des éléments qui composent le quadriptyque STFA. La section révèle également les relations non aléatoires qui existent entre les sciences, les techniques, les fonctions et les applications potentielles qui en résultent.

### 3. SCIENCES, TECHNIQUES, FONCTIONS, APPLICATIONS DE L'IA

#### 3.1. LES DYNAMIQUES INDIVIDUELLES

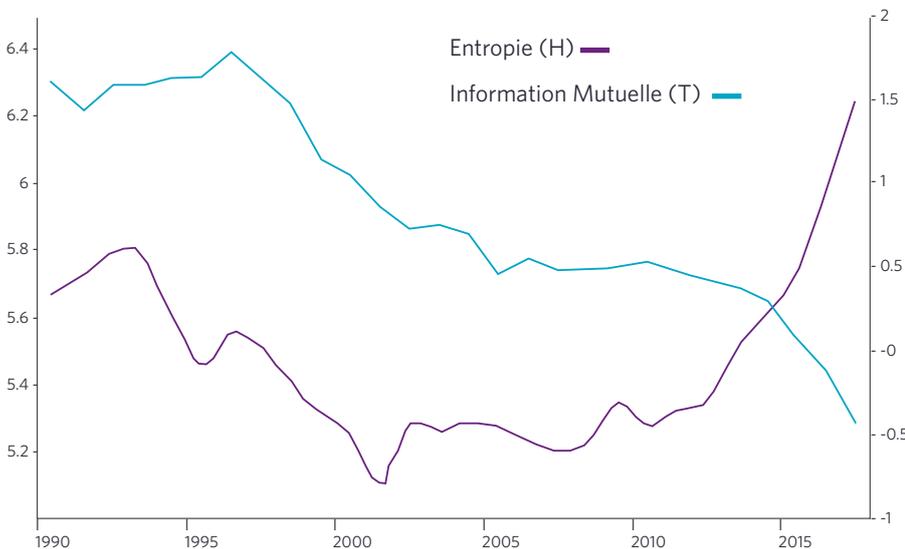
Le ■■■ 2.4 décrit l'évolution du nombre de brevets pour les techniques, les fonctions et les applications et confirme la dynamique observée précédemment. Le nombre de brevets associés aux fonctions IA est supérieur au nombre de brevets associés aux techniques IA sur l'ensemble de la période. Notre explication est que toute technique IA (Deep Learning par exemple) peut contribuer au développement de plusieurs fonctionnalités (reconnaissance faciale, reconnaissance vocale, traduction automatique, etc.). Dans le même esprit, chaque fonction IA donne lieu à de nombreuses applications expliquant leur supériorité numérique.

##### 3.1.1 DOMAINES SCIENTIFIQUES MOBILISÉS DANS LES INVENTIONS IA

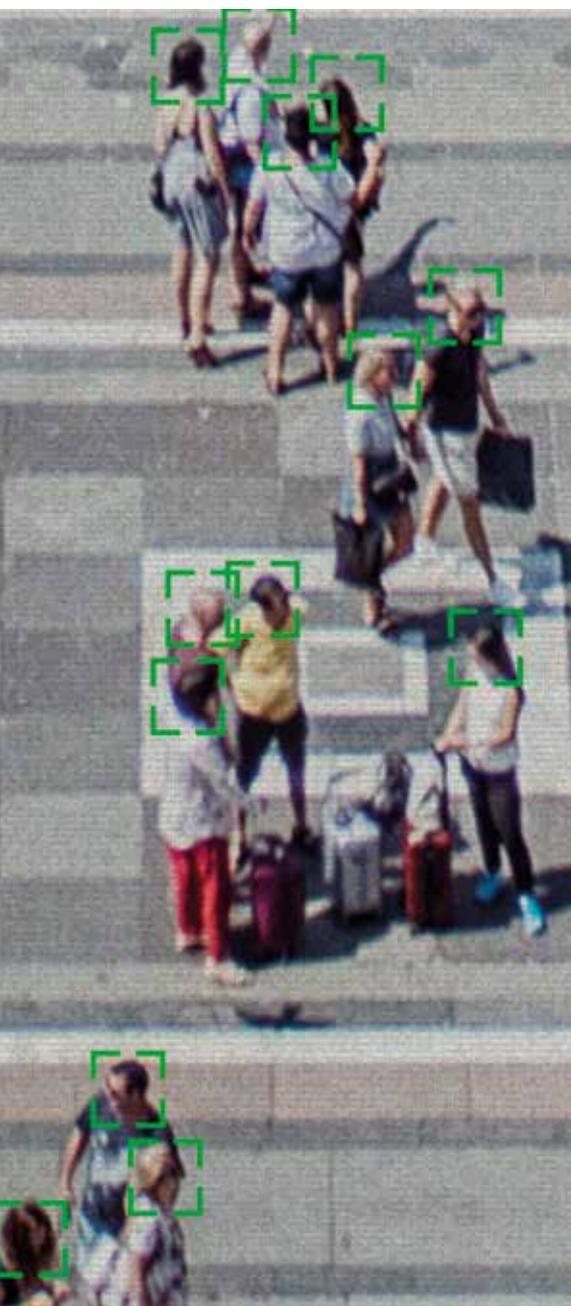
Comme le WIPO le définit, les techniques IA sont des formes avancées de modèles mathématiques et statistiques. De même, l'informatique est un moteur dans le développement de l'IA puisque la plupart des algorithmes sont codés dans ce langage. D'autres domaines scientifiques contribuent au développement de l'IA. A partir des publications scientifiques citées dans les brevets IA, nous pouvons établir la liste des domaines scientifiques qui interagissent le plus avec l'IA (■■■ 2.5). Nous comptons au total 39 domaines scientifiques. Sans surprise, la fréquence la plus élevée concerne l'informatique avec plus de 20% des citations, suivie de la médecine clinique (14.5% des citations), de la biologie (12.3%), l'ingénierie électrique et électronique (10.1%). Notre surprise vient des mathématiques avec seulement 4.3% des citations scientifiques présentes dans les brevets.

#### ■■■ 2.3 Évolution de l'entropie et de l'Information mutuelle depuis 1970

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

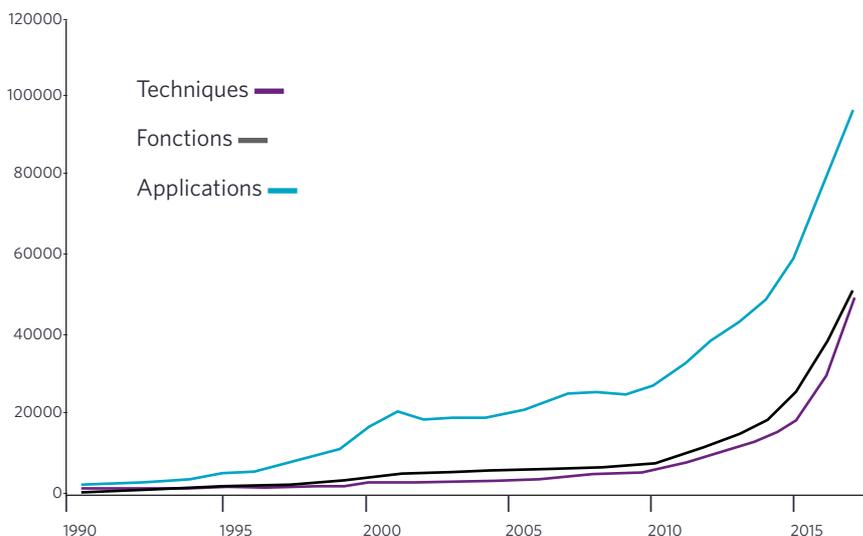


On peut néanmoins s'interroger sur le sens de la relation entre une publication et un brevet. Un grand nombre de publications citées relèvent des sciences appliquées et sont davantage utilisatrices d'IA que contributrices. Par exemple, la psychologie (1.1%) ou les sciences animales (0.2%) paraissent peu susceptibles de contribuer à développer de nouvelles techniques ou fonctionnalités IA. Il est donc probable que certains brevets adaptent des techniques ou des fonctions IA existantes afin de développer des applications spécifiques dédiées aux recherches scientifiques des domaines cités.



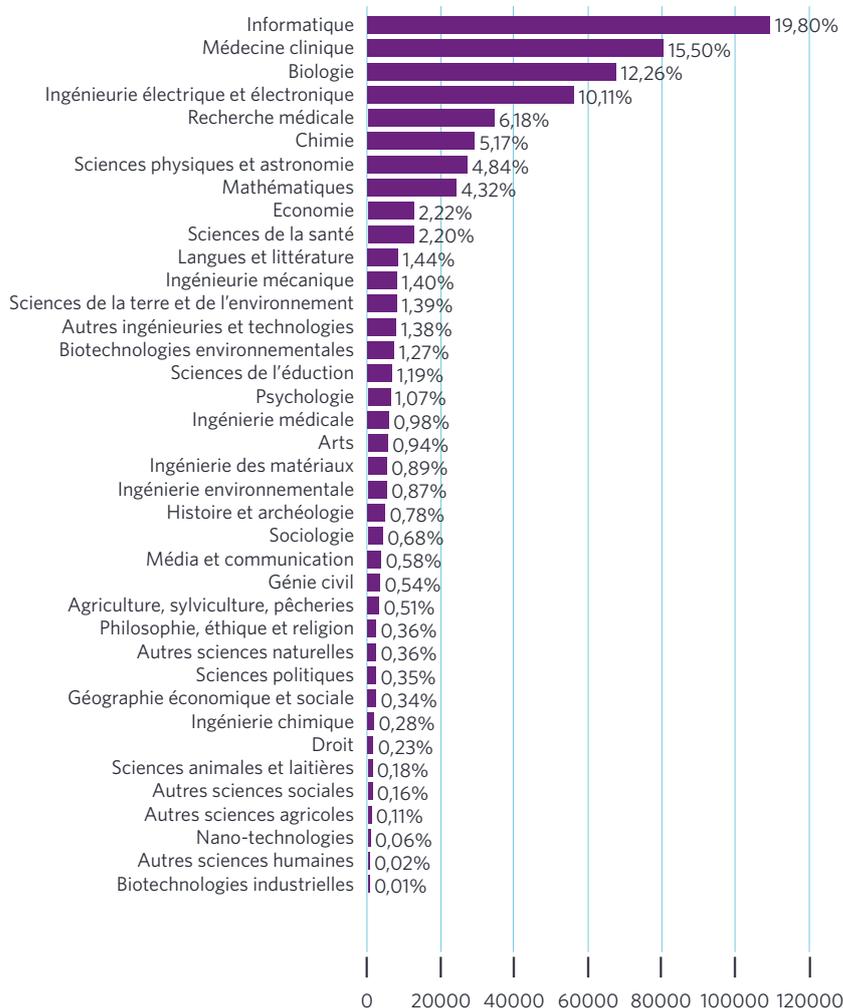
## 2.4 Nombre de brevets définis par les techniques, les fonctions et les applications.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



## 2.5 Proportions des domaines scientifiques mentionnés dans les brevets IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





### 3.1.2 LES TECHNIQUES IA

Entre 1990 et 2017, sur 860 000 brevets IA<sup>5</sup>, environ 180 000 sont associés à une technique IA

Le ■■■ 2.6 révèle que l'apprentissage automatique général représente presque 20% des techniques IA, les réseaux de neurones 16%, et l'apprentissage non supervisé plus de 13%. L'apprentissage renforcé, les approches bio-inspirées et les modèles probabilistes graphiques représentent chacune plus de 10% des observations. Au total, les techniques de brevets associés à l'apprentissage montrent leur surreprésentation (60%).

Le ■■■ 2.7 montre l'évolution des dix techniques d'IA les plus fréquentes entre 1990 et 2017. Il révèle des dynamiques très hétérogènes. Si la logique floue, et les systèmes experts ont faiblement augmenté sur cette période, toutes les autres

techniques connaissent une progression soudaine à partir de 2013. Comme évoqué précédemment toutes les techniques de brevets associés à l'apprentissage connaissent un essor significatif à cette

date. On peut rapprocher cette croissance au succès du projet Google Brain. En 2012, celui-ci fait la preuve de sa capacité d'apprentissage en reconnaissant un chat après avoir appris à partir d'une base de 10 millions d'images collectées sur YouTube. Cette performance a été révélée dans l'article de John Markoff publié « How Many Computers to Identify a Cat ? 16,000 » publiée dans le New York Times le 25 juin 2012.

### 3.1.3 LES FONCTIONS IA

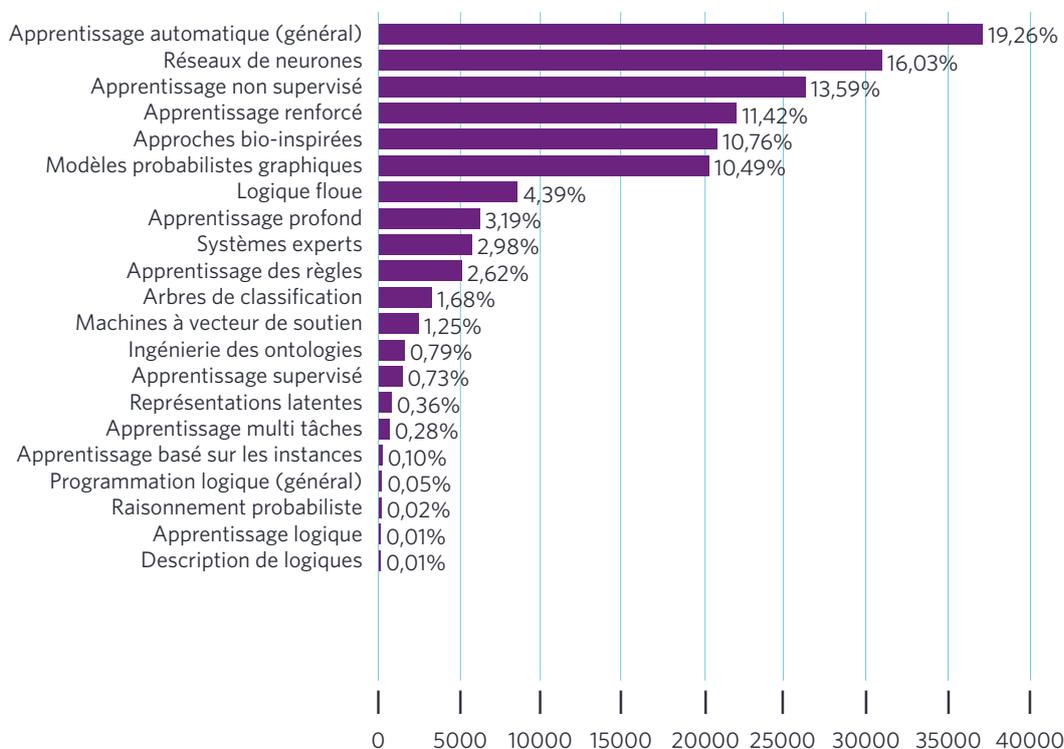
Plus de 240 000 brevets, appartenant à environ de 155 000 familles, sont associés des fonctions IA. Le ■■■ 2.8 montre que près de 40% des brevets sont associés à la

biométrie (24,6%) et à la compréhension de scènes (16%).

La répartition est plus homogène pour les fonctions suivantes : vision par ordinateur (général, 7,3%), à la reconnaissance du locuteur (6,7%), à la planification (6,3%), à la reconnaissance des caractères (6,2%), à la reconnaissance vocale (6,2%) et aux méthodes de contrôle (5,9%).

### ■■■ 2.6 Proportions des techniques IA révélées dans les brevets IA

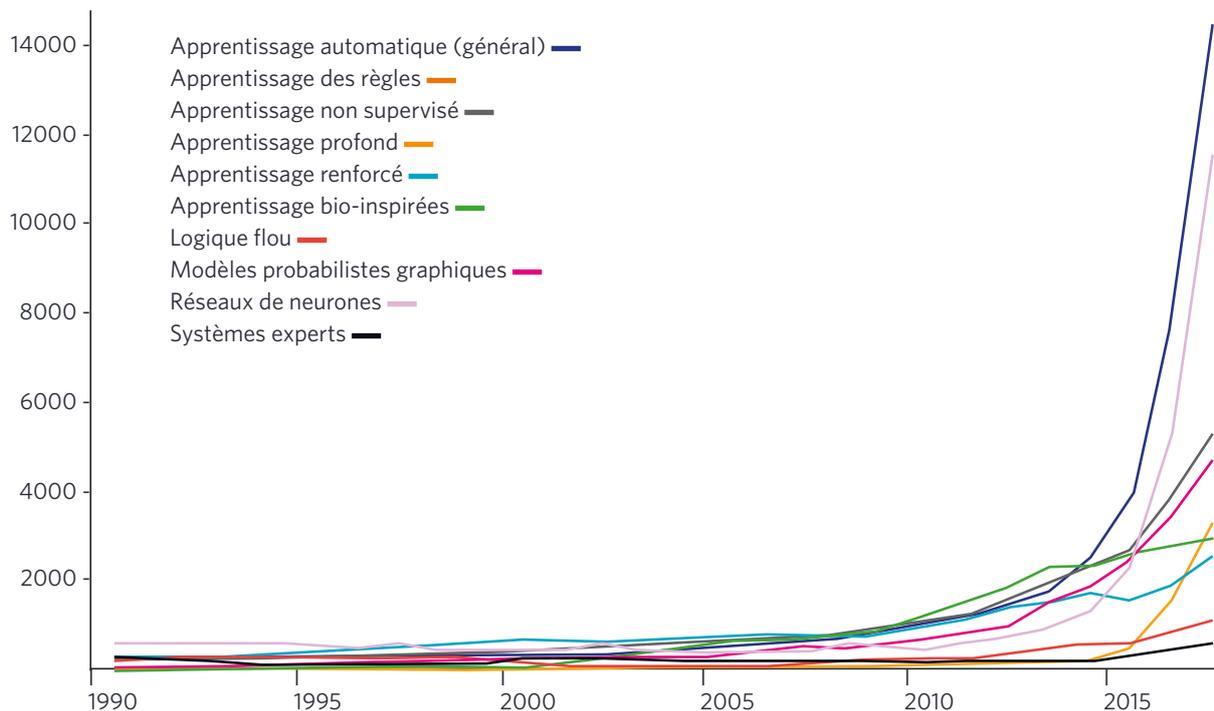
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



5. Ces 180 000 brevets sont associés à 125 000 familles de brevets. Pour rappel, en statistique de brevet, une famille de brevets est tout simplement une invention protégée dans plusieurs pays.

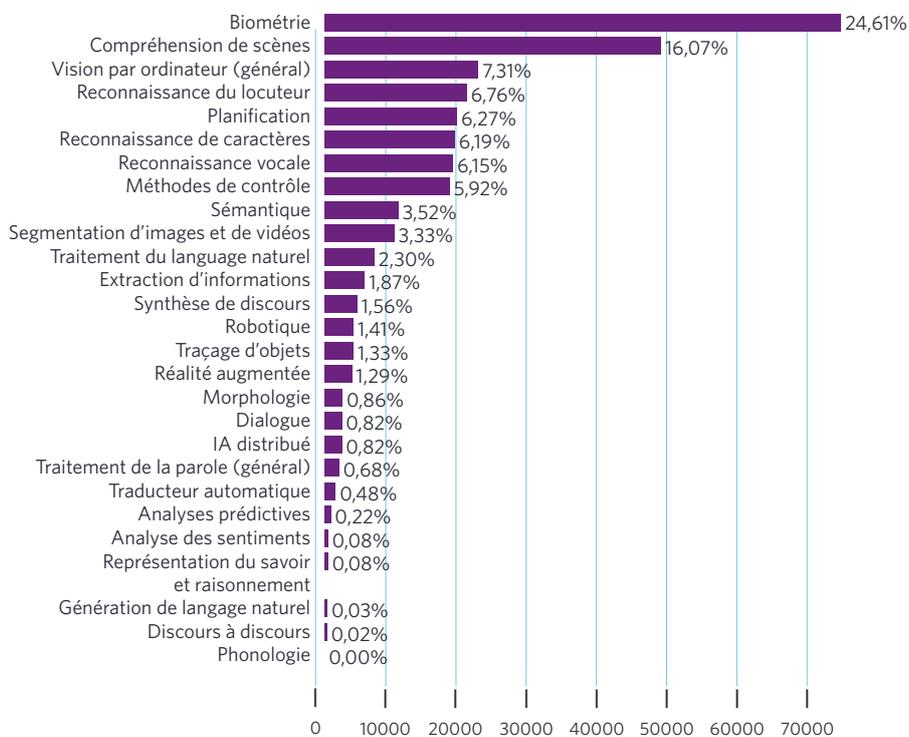
## 2.7. Dynamique des techniques IA révélées dans les brevets IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



## 2.8 Proportions des fonctions IA révélées dans les brevets IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

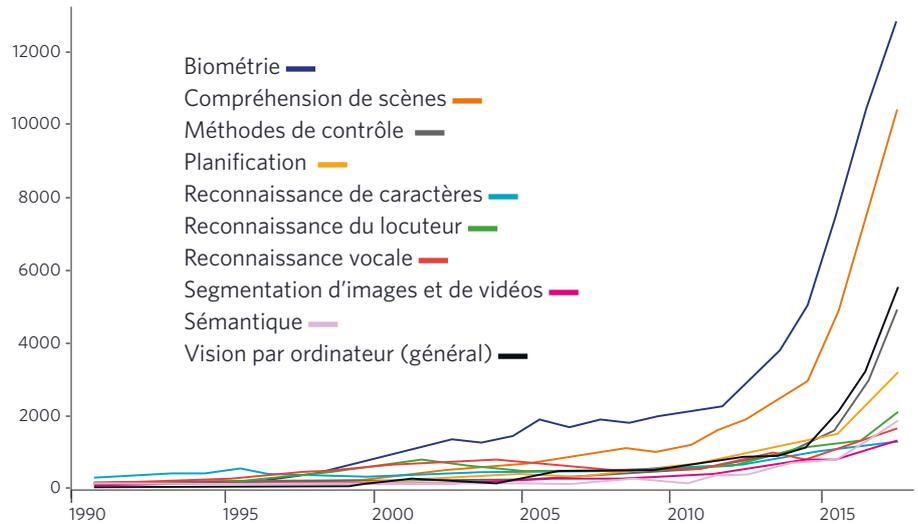




Le ■■■ 2.9 montre l'évolution des dix premières fonctions IA. La reconnaissance des caractères demeure la plus représentée jusqu'en 1995. À partir de cette date, le nombre de brevets dédiés à la biométrie et à la compréhension de scènes augmente fortement. On note une évolution lente du nombre de brevets associés à la reconnaissance vocale en comparaison avec le nombre de brevets associés au développement d'assistants vocaux fiables et performants disponibles sur le marché (Siri, Alexia, Google assistant, Cortana, etc.). Nous voyons là l'expression d'une demande plus forte pour les assistants vocaux que pour la reconnaissance vocale.

### ■■■ 2.9 Dynamiques des fonctions IA révélées dans les brevets IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

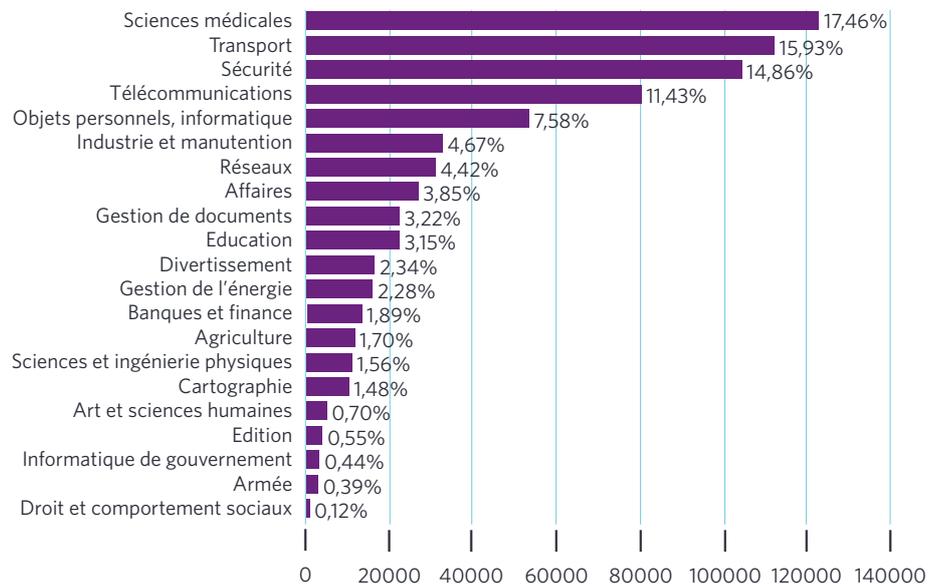


### 3.1.4 LES APPLICATIONS IA

Entre 1990 et 2017, on recense plus de 600 000 brevets uniques qui font référence à un ou plusieurs domaines d'applications. Le ■■■ 2.10 montre que l'IA présente un fort intérêt dans les domaines de la santé (imagerie médicale, bio-informatique, 17,5%), les transports (véhicules autonomes, avionique, 15,9%), la sécurité (14,9%) et les télécommunications (11,4%). Ces quatre domaines totalisent plus de 60% des applications IA.

### ■■■ 2.10 Proportions des applications IA révélées dans les brevets IA

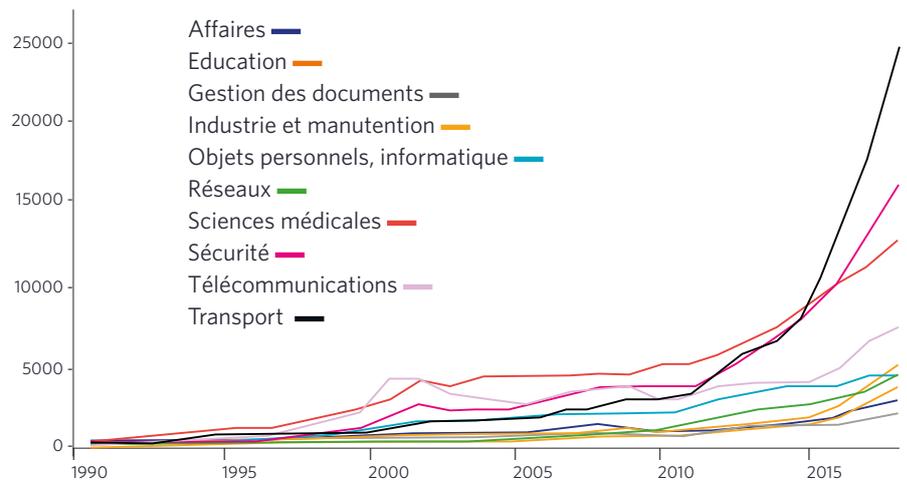
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



Le ■■■ 2.11 montre qu'en 2017 le domaine des transports est le plus attrayant pour les inventeurs IA. Ce phénomène est plutôt récent puisque jusqu'en 2010, ce sont les télécommunications, les sciences médicales et la sécurité qui captaient les efforts des innovateurs. On peut raisonnablement penser que cette progression révèle un attrait croissant pour les systèmes dédiés à la conduite autonome dans le transport routier et pour les dispositifs de systèmes intelligents dans l'aéronautique. Les inventions liées à la sécurité informatique (par exemple à la protection des données personnelles) suscitent également de l'intérêt.

### ■■■ 2.11 Evolution des 10 applications les plus récentes

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



### 3.2 ANALYSES CROISÉES DES CATÉGORIES D'IA

On a tendance à voir le processus d'innovation comme un processus linéaire et graduel où les découvertes scientifiques viennent en appui de techniques particulières, et où ces dernières sont contextualisées dans des fonctions et des applications industrielles particulières. Cette vision est restrictive puisqu'elle ignore le fait que la science bénéficie elle-même des développements des applications avales. Ces boucles de réciprocity ont été théorisées à l'origine par Kline et Rosenberg (1986).

Pour autant, l'hypothèse de linéarité nous permet d'orienter notre regard et d'étudier les liens entre les différents éléments du modèle STFA. Nous nous intéressons donc aux liens entre sciences et techniques, entre techniques et fonctions et entre fonctions et applications. Encore une fois, ces observations permettent uniquement d'estimer l'intensité des liens, mais ne disent rien sur leur direction. Elles ne permettent donc pas de confirmer ni d'infirmer une quelconque causalité dans les relations entre les éléments du modèle STFA comme le suggère l'hypothèse de linéarité.

Dans ce qui suit, deux mesures sont proposées :

- **La première recense le nombre de brevets se situant à l'intersection des sciences et des techniques, des techniques et des fonctions, des fonctions et des applications.** Par exemple, l'intensité du lien entre une technique (par exemple apprentissage automatique) et un domaine scientifique (par exemple informatique) résulte du nombre de brevets associés à la technique apprentissage automatique citant au moins un article scientifique relevant de l'informatique.

- **La seconde est une mesure de l'intensité du lien entre des sciences et des techniques, des techniques et des fonctions, des fonctions et des applications** à partir de la statistique d'information mutuelle (voir annexe méthodologique). Plus la valeur obtenue est élevée, plus le lien entre deux domaines est intense.

Ces deux mesures ne sont pas réductibles l'une à l'autre. La première nous renseigne sur une fréquence non conditionnelle et ne nous informe donc pas sur les complémentarités entre les domaines considérés. Au contraire, la seconde restitue les complémentarités sous-jacentes sans être sensible à leur fréquence d'occurrence. Il s'agit là d'une originalité du présent rapport.



## 2.1 Les cooccurrences entre les principales sciences et techniques (matrice $\Omega$ (S x T))

PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

	- Apprentissage automatique(général)	- Apprentissage des règles	- Apprentissage non supervisé	- Apprentissage profond	- Apprentissage renforcé	- Approches bio-inspirées	- Logique floue	- Modèles probabilistes graphiques	- Réseaux de neurones	- Systèmes experts
Biologie	1112	204	1589	117	894	618	97	816	622	120
Chimie	681	140	890	98	702	133	64	342	555	61
Economie	736	321	529	85	234	84	70	615	429	139
Informatique	9459	2752	6092	1142	2322	534	1340	6086	7118	1973
Ingénierie électrique et électronique	3972	792	2601	565	1934	299	654	2393	3736	583
Mathématiques	2449	549	1754	266	627	169	228	2147	1584	225
Médecine clinique	2721	359	1923	251	1129	655	222	1472	1519	253
Recherche médicale	1114	184	884	158	429	300	102	525	819	89
Sciences de la santé	382	159	267	43	163	86	33	328	204	60
Sciences physiques et astronomie	1530	252	1232	201	723	147	181	1285	1554	142

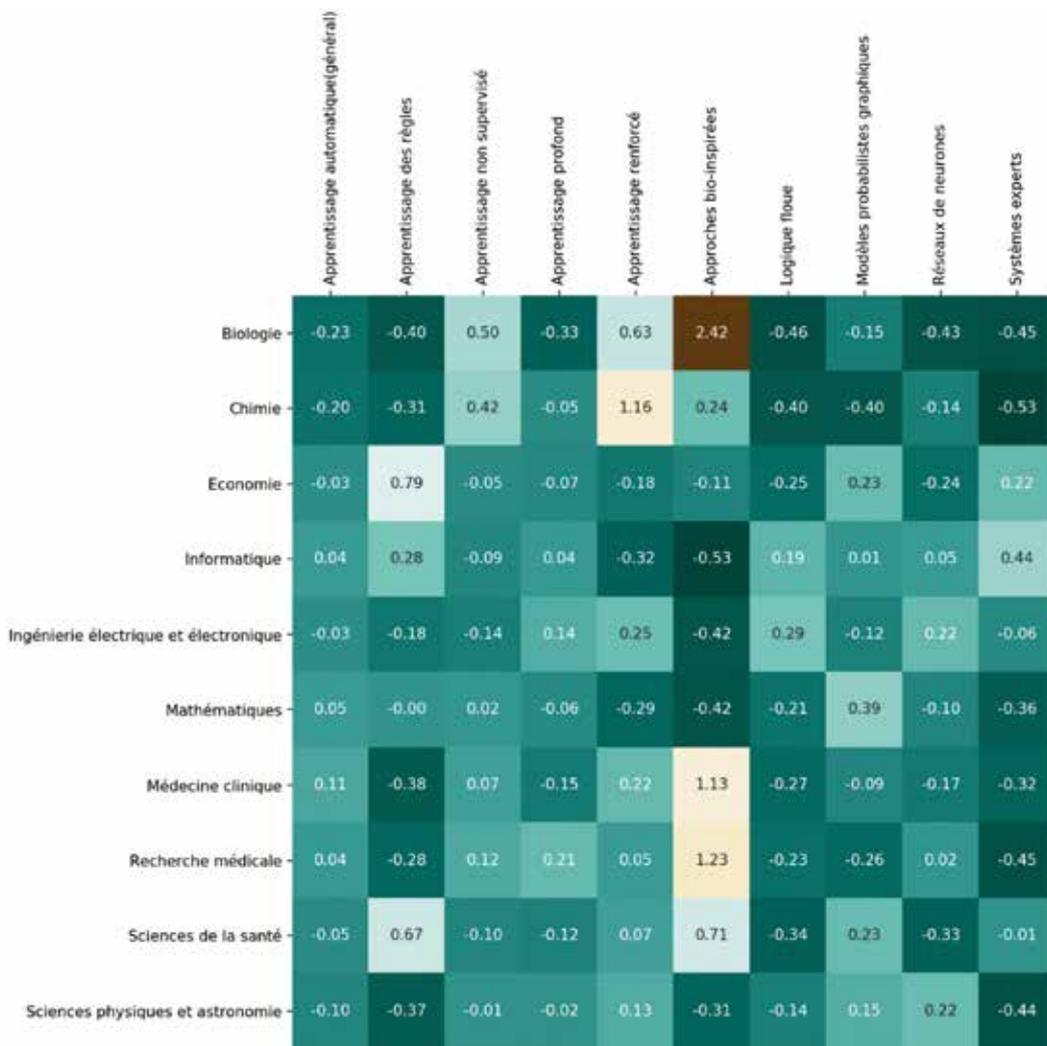
### 3.2.1 SCIENCES ET TECHNIQUES IA

La lourdeur d'une analyse exhaustive des liens entre l'ensemble des domaines scientifiques et des champs technologiques apporterait peu d'information, l'objectif étant de mettre en évidence les liens qui nous semblent significatifs. Nous nous concentrons donc sur les domaines scientifiques les plus fréquemment mentionnés et les techniques les plus fréquemment associées aux brevets. Le  2.1 met en évidence les liens entre les 10 domaines scientifiques les plus cités et les 10 techniques principales.

Sans véritable surprise, la fréquence la plus élevée associe les sciences de l'informatique avec l'apprentissage automatique (général). Plus généralement, l'apprentissage automatique est la technique la plus intensivement liée aux sciences, suivie des réseaux de neurones, de l'apprentissage non supervisé et des modèles probabilistes graphiques. L'ingénierie électrique et électronique est liée à l'apprentissage automatique (général), aux réseaux de neurones et à l'apprentissage non supervisé, la médecine clinique à l'apprentissage automatique (général), les mathématiques aux techniques d'apprentissage automatique (général) et aux modèles probabilistes graphiques.

## 2.2 Les interdépendances entre les principales sciences et techniques (matrice $\Omega^i(S \times T)$ )

PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



Le **2.2** restitue les mesures de complémentarité entre sciences et techniques IA. Le lien le plus fort est celui entre la biologie et les approches bio-inspirées, alors que le lien entre informatique et apprentissage automatique est relativement faible, par contraste avec le **2.1**.

La biologie a un lien négatif avec les autres techniques IA (excepté avec l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage renforcé) suggérant une utilité relativement concentrée sur un nombre limité de techniques. On remarque un lien positif fort entre les approches bio-inspirées et plusieurs domaines scientifiques tels que la médecine clinique, la recherche médicale et les sciences de la santé. La chimie a un lien fort avec l'apprentissage renforcé.





### 3.2.2 TECHNIQUES ET FONCTIONS IA

Notre échantillon recense près de 41 000 brevets à la fois associés à une technique et une fonction IA. Le **2.3** met en évidence la fréquence du lien entre l'apprentissage automatique (général) - la technique qui compte le plus les brevets IA - et la vision par ordinateur (général). Ce lien n'est pas surprenant, car la vision par ordinateur repose sur un processus d'apprentissage à partir d'une très grande quantité de données où les méthodes d'apprentissage automatique sont particulièrement utilisées. De la même façon, le lien entre apprentissage automatique et biométrie est attendu. Tout comme les méthodes de contrôle sont associées aux techniques des réseaux de neurones, et à la logique floue. L'évaluation des liens à partir de la statistique d'attraction mutuelle ( **2.4**) montre encore une différence importante

entre la fréquence des liens et l'attraction mutuelle entre deux domaines. On remarque par exemple que l'attraction mutuelle entre les techniques logique floue et approches bio- inspirées d'une part et la fonction de méthodes de contrôle d'autre part, est bien plus importante que la fréquence ne le suggère. A l'inverse, la fréquence des liens entre la technique réseaux de neurones et la fonction de méthodes de contrôle n'implique pas une statistique d'attraction mutuelle forte.

Dans le même esprit, si le lien apprentissage automatique - vision par ordinateur est de très loin le plus fréquent, le lien le plus intense, au sens de la statistique d'information mutuelle, est celui entre la sémantique et l'apprentissage des règles. Son importance suggère une relation quasi déterministe : un inventeur travaillant sur l'analyse sémantique utilise probablement

les techniques liées à l'apprentissage des règles. En effet, l'analyse sémantique, outre sa relation avec les techniques d'apprentissage des règles, n'entretient de liens (faiblement) positifs qu'avec les techniques d'apprentissage non supervisé, d'apprentissage profond et de modèle probabilistes graphiques. Symétriquement, un inventeur travaillant au développement d'une technique d'apprentissage des règles, si elle est destinée à une fonction spécifique, travaille vraisemblablement sur un algorithme d'entraînement à l'analyse sémantique.

### **2.3** Les cooccurrences entre les principales techniques et fonctions (matrice $\Omega$ (T x F))

PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

	Biométrie	Compréhension de scènes	Méthodes de contrôle	Planification	Reconnaissance de caractères	Reconnaissance du locuteur	Reconnaissance vocale	Segmentation d'images et de vidéos	Sémantique	Vision par ordinateur(général)
Apprentissage automatique(général)	3022	1129	648	282	466	164	190	610	591	18138
Apprentissage des règles	104	32	44	43	5	10	18	1	224	5
Apprentissage non supervisé	475	335	103	357	186	172	251	549	536	429
Apprentissage profond	189	183	78	55	58	42	63	74	201	562
Apprentissage renforcé	497	422	106	168	219	175	181	92	114	158
Approches bio-inspirées	140	146	973	63	134	168	21	51	7	129
Logique floue	179	185	1395	97	61	35	36	220	67	67
Modèles probabilistes graphiques	541	257	261	143	178	270	613	172	348	315
Réseaux de neurones	858	730	2042	213	328	297	660	403	580	4220
Systèmes experts	34	89	416	102	24	54	64	28	294	13

Si certaines techniques sont très spécialisées et dédiées à des fonctions spécifiques, on constate la plus grande diversité d'utilisation des autres formes d'apprentissage automatiques telles que l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage profond ou l'apprentissage renforcé qui entretiennent des liens relativement faibles, mais positifs avec un grand nombre de fonctions. Il en va de même pour les modèles probabilistes graphiques.

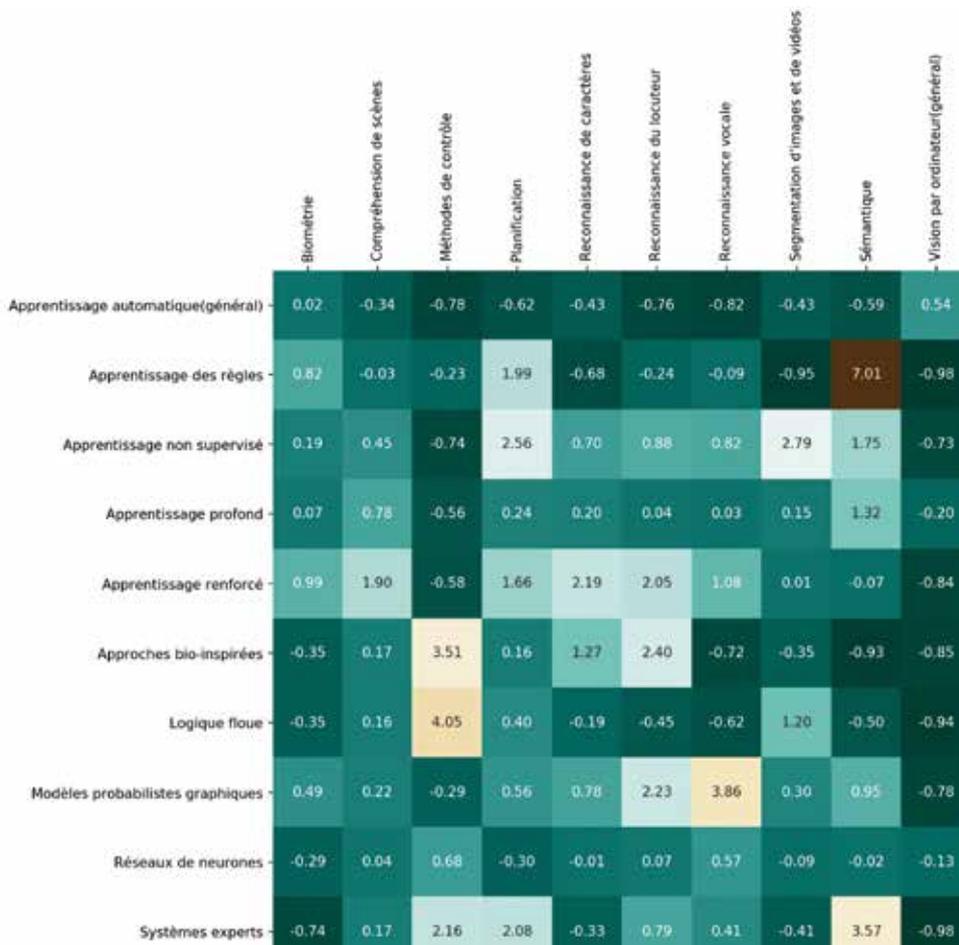
de cette fonction. On remarque également un lien fort entre reconnaissance vocale et modèles probabilistes graphiques.



Certaines fonctions s'appuient à contrario presque exclusivement sur un nombre limité de techniques. Par exemple, la vision par ordinateur est exclusivement liée à l'apprentissage automatique (général) suggérant qu'il n'y a pas de techniques alternatives disponibles pour le développement

## 2.4 Les interdépendances entre les principales techniques et fonctions (matrice $\Omega^t$ (T x F))

PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





### 3.2.3 FONCTIONS ET APPLICATIONS IA

On dénombre plus de 90 000 brevets IA associant une fonction à une application (■ 2.5). Sans surprise, le lien le plus fréquent est entre la biométrie et les fonctions relevant de la sécurité.<sup>6</sup> De même, la vision par ordinateur (général) et la compréhension de scènes cooccurrent fréquemment avec les applications liées aux transports. Ceci révèle l'importance des fonctions utilisées pour la reconnaissance des panneaux

de signalisation par les systèmes installés dans les voitures autonomes notamment. La biométrie et les méthodes de contrôle sont également utilisées dans les transports.

#### ■ 2.5 Les cooccurrences entre les principales fonctions et applications (matrice $\Omega$ (F x A))

PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

	- Affaires	- Education	- Gestion de documents	- Industrie et manutention	- Objets personnels, informatique	- Réseaux	- Sciences médicales	- Sécurité	- Transport	- Télécommunications
Biométrie -	449	691	255	228	1094	540	1497	33924	5155	1469
Compréhension de scènes -	232	409	230	1693	787	366	542	1547	11597	479
Méthodes de contrôle -	65	49	53	210	220	43	622	307	4907	85
Planification -	639	183	111	395	435	601	758	236	1625	656
Reconnaissance de caractères -	97	227	2392	48	439	101	127	453	543	381
Reconnaissance du locuteur -	154	173	317	31	328	58	95	661	349	1204
Reconnaissance vocale -	217	225	448	47	556	46	83	269	235	1191
Segmentation d'images et de vidéos -	39	74	113	101	101	108	453	400	601	25
Sémantique -	298	356	548	79	292	137	119	280	181	326
Vision par ordinateur(général) -	45	201	153	63	196	164	883	2441	11806	117

6. Ce résultat est intuitif puisque toutes les solutions liées à la sécurité, et notamment à la sécurité des données personnelles, exploitent des données relatives à leurs caractéristiques physiques (empreintes, visage, etc.) qui relèvent de la biométrie.

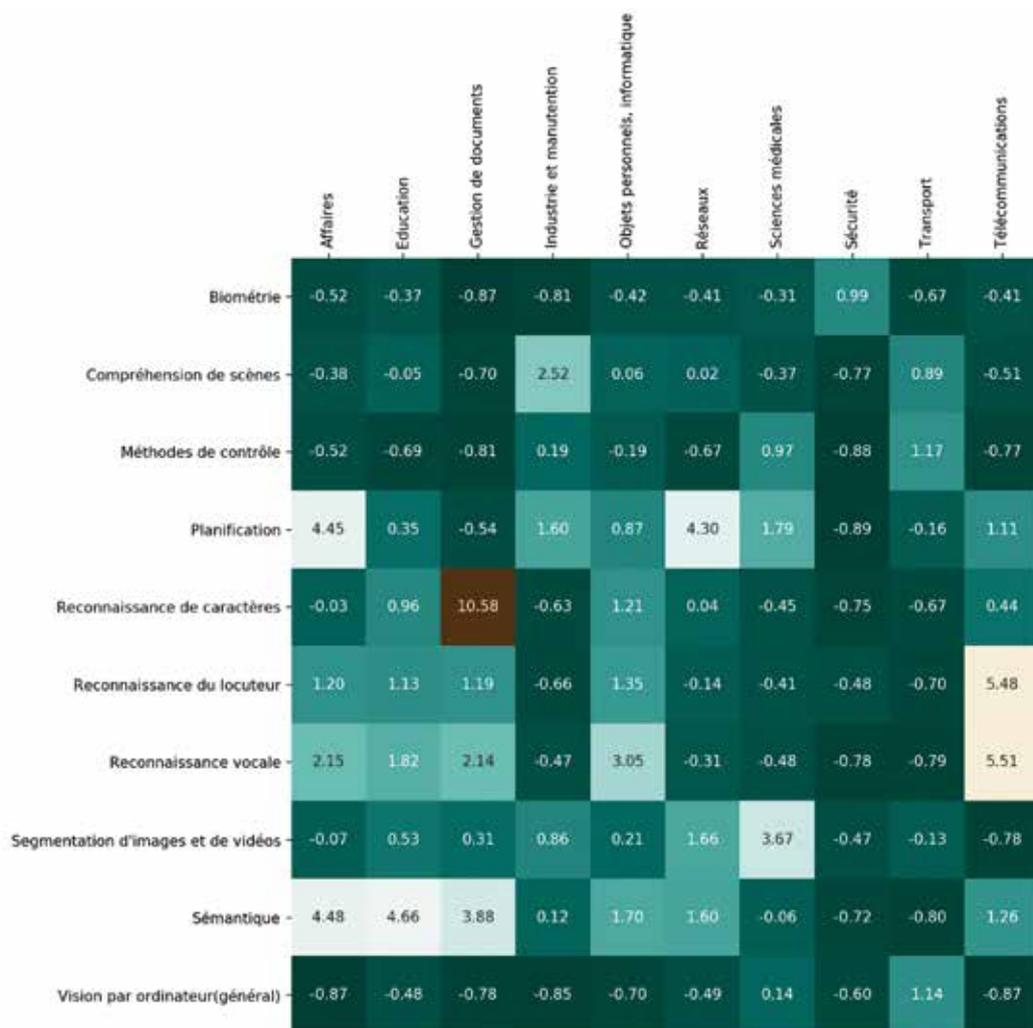
Le **2.6** suggère une autre lecture. Si l'on observe bien une relation positive entre la biométrie et la sécurité, elle n'est pas dominante. La statistique d'attraction mutuelle révèle que le lien le plus fort est celui entre la reconnaissance des caractères et la gestion de documents. Le domaine des transports révèle des liens positifs avec la vision par ordinateur, les méthodes de contrôle, et la compréhension des scènes ce qui semble cohérent avec l'idée que l'on se fait du véhicule autonome.

Par ailleurs, les télécommunications sont très fortement liées aux fonctions de reconnaissance du locuteur et de reconnaissance vocale. La planification, une fonction qui permet de produire des plans exécutés par les robots est elle-même fortement liée aux applications de réseaux et au domaine des affaires. L'industrie et la manutention, fortement utilisatrice de la robotique est d'ailleurs fortement liée aux fonctions de planification, de compréhension de scènes, et de segmentation d'images et de vidéos.

Le lien entre sciences médicales segmentation d'images et de vidéos repose sur le même principe.

## **2.6** Les interdépendances entre les principales fonctions et applications (matrice $\Omega^i$ (F x A))

PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





## 4. LES POINTS ESSENTIELS À RETENIR

**01** La naissance des travaux liés à l'IA se situe dans la première moitié du 20<sup>e</sup> siècle mais l'essor de cette technologie date de l'année 1990 avec près de 5000 brevets IA déposés cette année là. Ce nombre augmente progressivement et atteint environ 30 000 brevets déposés en 2010, date à laquelle on assiste à une inflexion importante qui marque une période ininterrompue de croissance pour atteindre plus de 120 000 brevets déposés en 2017.

**02** S'agissant d'une technologie GPT, l'IA est aujourd'hui entrée dans une phase d'exploration tous azimuts. Chaque année, de nombreuses combinaisons sont expérimentées. Cette nouveauté combinatoire reflète des activités d'invention qui mobilisent des savoirs scientifiques au service de fonctionnalités adaptées à de nouvelles applications.

**03** En effet, l'augmentation du nombre de combinaisons technologiques n'a cessé d'augmenter depuis 2010 confirmant l'idée que l'IA est une technologie de type GPT. Après s'être maintenue à environ 20% par an, cette phase exploratoire s'est intensifiée sur la dernière décennie.

**04** Les dix premiers domaines scientifiques sont par ordre décroissant : les sciences de l'informatique (19,8%) ; la médecine clinique (14,5%) ; la biologie (12,3%) ; l'ingénierie électrique et électronique (10,1%) ; la recherche médicale (6,2%) ; la chimie (5,2%) ; les sciences physiques et l'astronomie (4,8%) ; les mathématiques (4,3%) ; l'économie (2,2%) ; les sciences de la santé (2,2%). Ces 10 premiers domaines scientifiques couvrent plus de 80% des références scientifiques présentes dans les brevets IA.

**05** Les dix premières techniques sont par ordre décroissant : l'apprentissage automatique (19,3%) ; les réseaux de neurones (16%) ; l'apprentissage non supervisé (13,6%) ; l'apprentissage renforcé (11,4%) ; les approches bio-inspirées (10,8%) ; les modèles probabilistes gra-

phiques (10,5%) ; la logique floue (4,4%) ; l'apprentissage profond (3,2%) ; les systèmes experts (3,0%) ; l'apprentissage des règles (2,6%). Ces 10 premières techniques IA couvrent plus de 95% des occurrences des techniques IA.

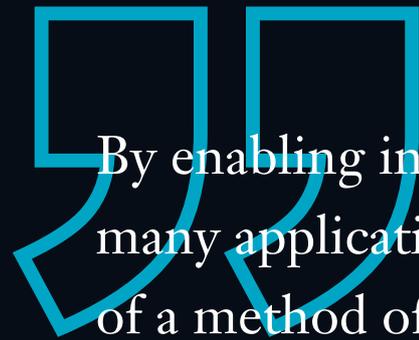
**06** Les dix premières fonctions sont par ordre décroissant : la biométrie (24,6%), la compréhension des scènes (16,1%) ; la vision par ordinateur (7,4%) ; la reconnaissance du locuteur (6,8%) ; la planification (6,3%) ; la reconnaissance de caractères (6,2%) ; la reconnaissance vocale (6,2%) ; les méthodes de contrôle (5,9%) ; la sémantique (3,5%) ; la segmentation d'images et de vidéos (3,3%). Ces 10 premières fonctions IA couvrent plus de 86% des occurrences des fonctions IA.

**07** Les dix premiers domaines d'application sont par ordre décroissant : les sciences médicales (17,5%) ; les transports (15,9%) ; la sécurité (14,9%) ; les télécommunications (11,4%) ; les objets personnels et l'informatique (7,8%) ; l'industrie et la manutention (4,8%) ; les industries de réseaux (4,4%) ; le milieu des affaires (3,8%) ; la gestion de documents (3,2%) ; le secteur de l'éducation (3,1%). Ces 10 premiers domaines d'application couvrent plus de 85% des occurrences des applications IA.

**08** Concernant les liens entre les sciences et les techniques, la fréquence la plus élevée se trouve entre l'informatique (en tant que domaine scientifique) et l'apprentissage automatique, puis entre l'informatique et les réseaux de neurones. L'attraction mutuelle la plus élevée lie la biologie aux approches bio-inspirées, puis la recherche médicale aux approches bio-inspirées.

**09** Concernant les liens entre les techniques et les fonctions, la fréquence la plus élevée se trouve entre l'apprentissage automatique et la vision par ordinateur, puis entre les réseaux de neurones et la vision par ordinateur. L'attraction mutuelle la plus élevée lie l'apprentissage des règles à la sémantique, puis la logique floue aux méthodes de contrôle.

**10** Concernant les liens entre les fonctions et les domaines d'applications, la fréquence la plus élevée se trouve entre la biométrie et la sécurité, puis entre la vision par ordinateur /la compréhension des scènes avec le domaine des transports. L'attraction mutuelle la plus élevée lie la reconnaissance de caractères à la gestion de documents, puis la reconnaissance vocale et du locuteur aux télécommunications.



By enabling innovation across many applications, the «invention of a method of invention» has the potential to have much larger economic impact than development of any single new product.”

Ian M. Cockburn, et al., 2019, referring to Griliches, 1957.

CHAPITRE 03

# Le positionnement stratégique des pays

- p. 71 La spécialisation des pays
- p. 78 Les matrices stratégiques des pays
- p. 82 Les points essentiels à retenir







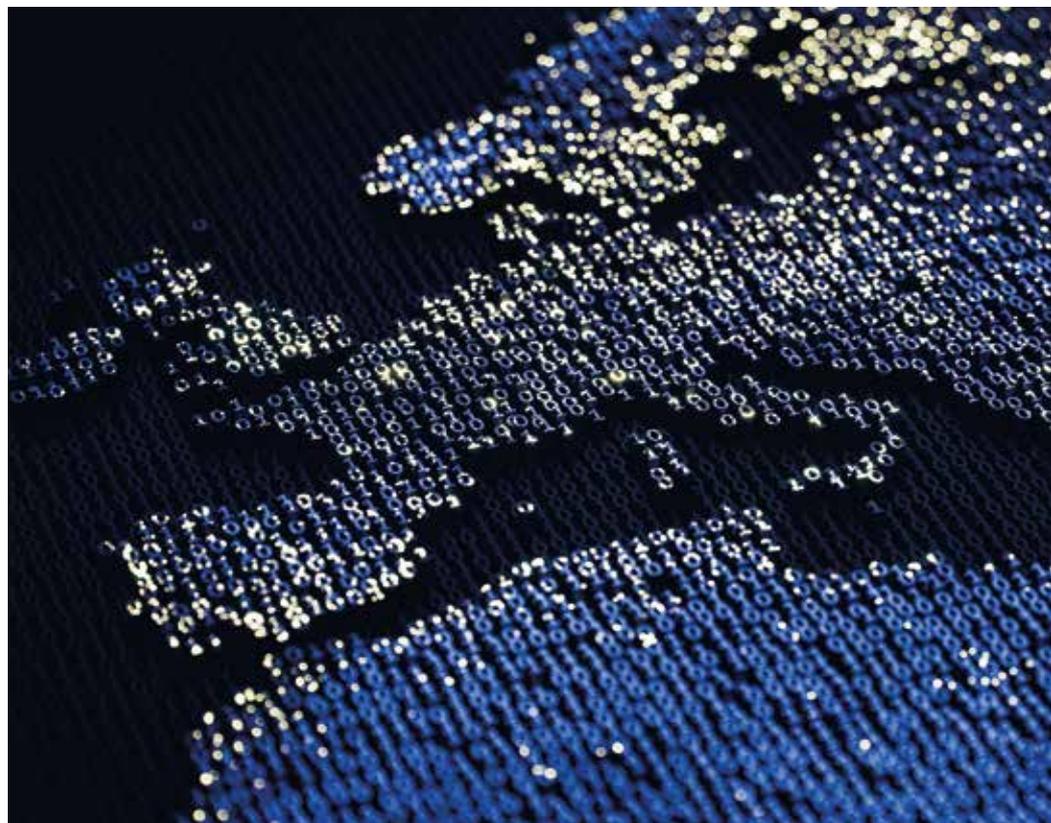
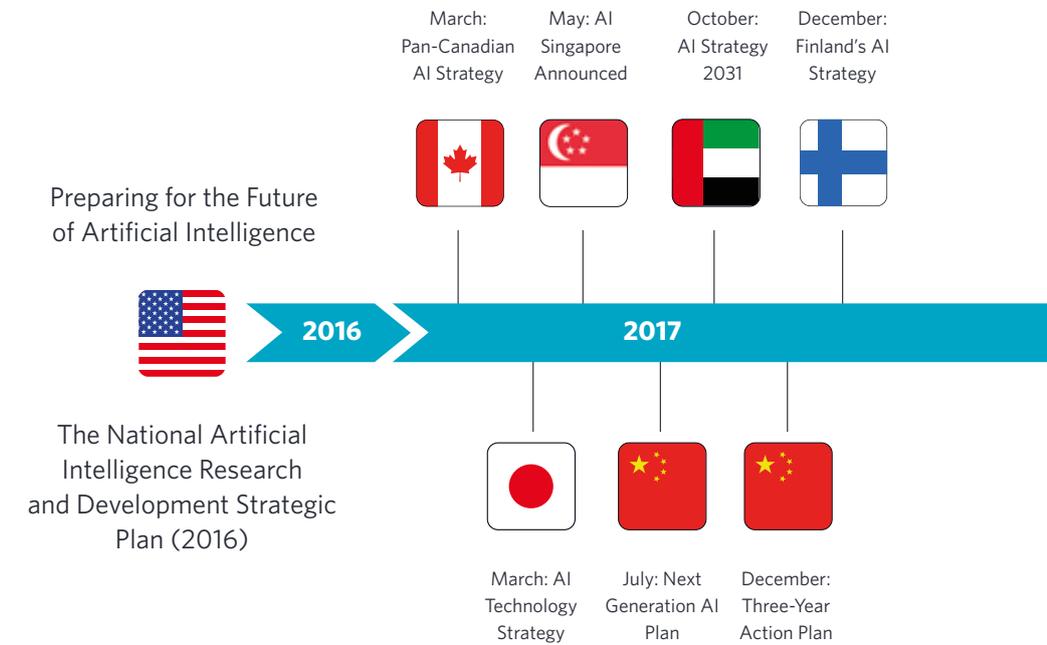
# 1. INTRODUCTION

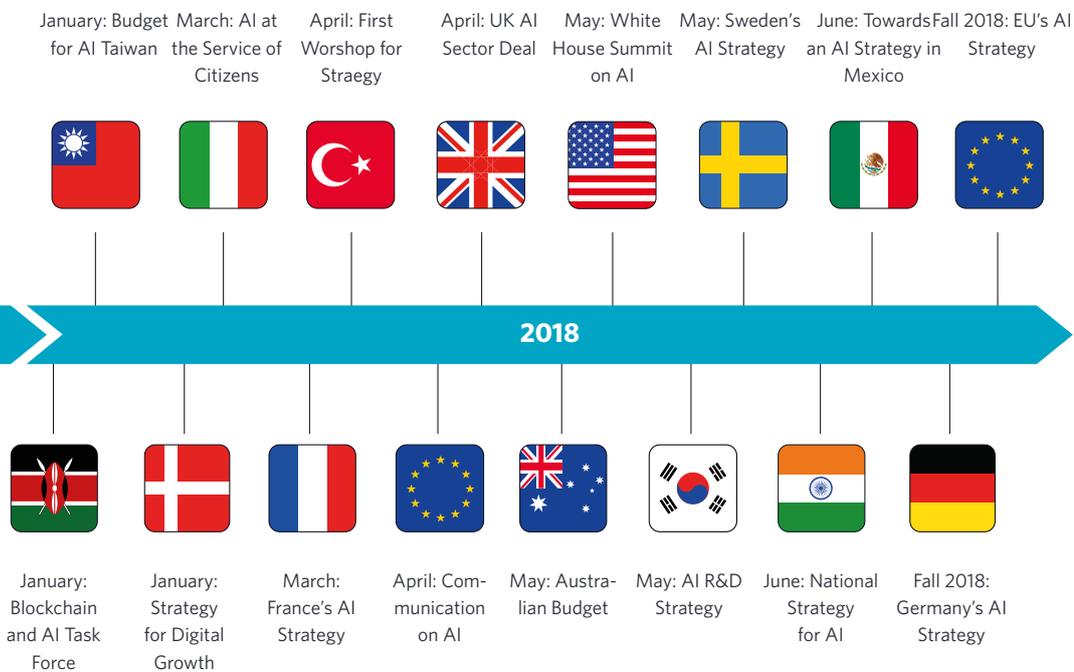
La spécialisation scientifique, technologique et industrielle d'un pays est essentielle pour sa compétitivité et sa résilience. Elle est une source de développement quand les compétences développées localement confèrent au territoire un avantage comparatif dans un domaine d'activité porteur de croissance. A contrario, cette spécialisation peut être un facteur de fragilité en présence de chocs mettant en péril toute une gamme d'activités reposant sur ces compétences distinctives. Les investissements en IA n'échappent pas à ce dilemme : il s'agit de construire les avantages comparatifs futurs sans s'enfermer dans une trajectoire technologique sans lendemain. Tous les pays prennent aujourd'hui la pleine mesure du potentiel technologique de l'IA et s'engagent dans des plans d'investissements considérables.

A la suite du plan initial américain de 2016 intitulé «The National Artificial Intelligence Research and Development Strategic Plan», de nombreux pays ont lancé des initiatives et établi des plans d'actions suivis d'investissements financiers conséquents (■ 3.1). C'est le cas par exemple du Canada qui a été le premier pays à planifier un investissement en recherche de 100 millions de dollars US sur cinq ans, ou de la Corée du Sud avec une enveloppe de 940 millions de dollars US. La France a annoncé quant à elle l'allocation d'une enveloppe de 1,5 milliard d'euros dédiée à la recherche et à l'innovation avant 2022.<sup>1</sup>

Ce chapitre révèle le positionnement stratégique des pays sur la période 1990-2017. En guise de remarque liminaire, le graphique 3.1 classe les 20 premiers pays déposant de brevets impliquant des technologies IA. Les États-Unis et la Chine comptabilisent ensemble plus de la moitié des brevets (56,4%). Le Japon, troisième pays déposant suit avec 12,5%. Les 5 premiers pays couvrent 80% de la production de brevets, les 10 premiers 90%, et les 20 premiers presque 97%. La France apparaît au septième rang mondial, avec 2,4% de la production de brevets IA.

■ 3.1 «The imitation game», ou la course aux initiatives publiques dans le domaine de l'IA  
Source : TIM Dutton, Politics + AI, 2018<sup>2</sup>





“The speed of current breakthroughs has no historical precedent. When compared with previous industrial revolutions, the Fourth is evolving at an exponential rather than a linear pace. Moreover, it is disrupting almost every industry in

every country. And the breadth and depth of these changes herald the transformation of entire systems of production, management, and governance.”

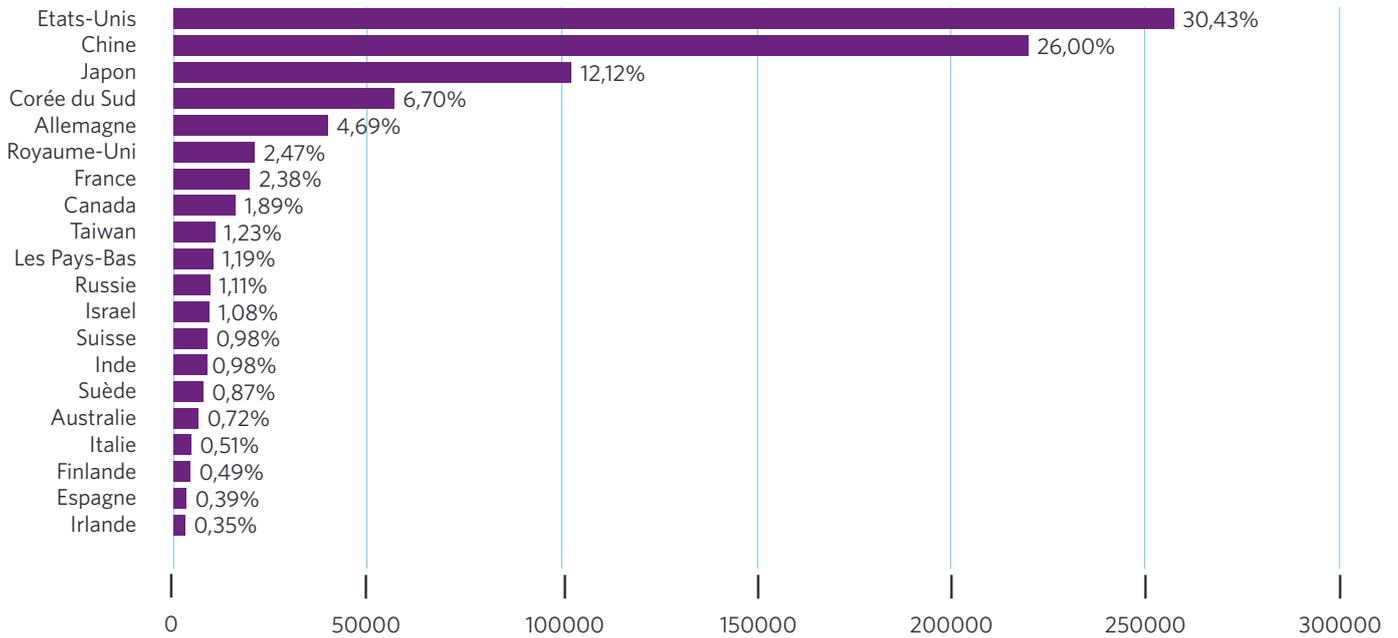
Klaus Schwab, *The Fourth Industrial Revolution*.

1. Pour une liste plus détaillée des politiques publiques mises en œuvre par les pays, nous renvoyons le lecteur au chapitre 5 du rapport de l'OCDE sur l'IA (2019).  
 2. <https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd> (accédé le 12/09/2012).



### 3.1 Les pays producteurs de brevets impliquant des domaines TFA relevant de l'IA

Période 1990-2017. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



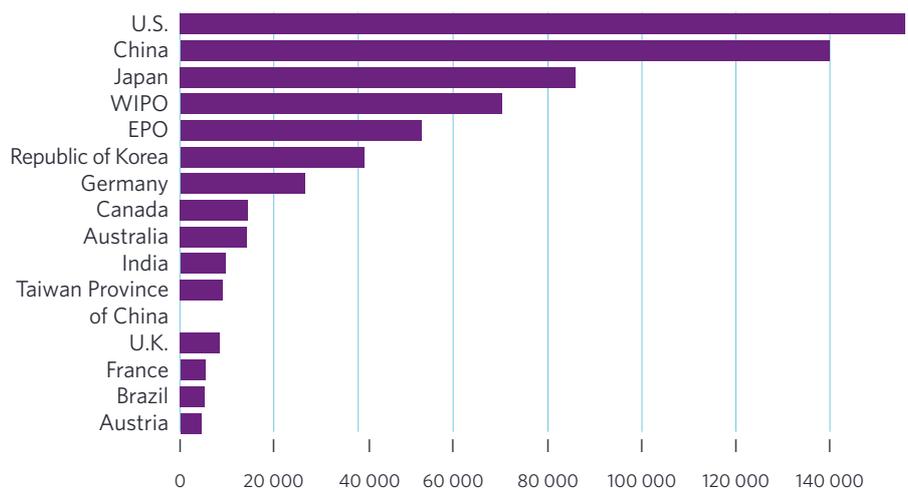
### LOCALISATION DES BREVETS PAR BUREAU D'APPLICATION OU PAR L'ADRESSE DE L'INVENTEUR

Les rapports du WIPO et IPO UK proposent également une classification des pays par nombre de brevets révélant ce faisant un classement différent. La surprise vient du classement des autres pays qui composent le top 15. A titre d'exemple, le 3.1 positionne respectivement le Royaume-Uni et la France 6<sup>e</sup> et 7<sup>e</sup> du classement quand le bureau mondial de la propriété intellectuelle (WIPO, 2019) les classe 12<sup>e</sup> et 13<sup>e</sup>.

### Comment expliquer ces divergences ?

### 3.2 Nombre de brevets par bureau d'application, selon le rapport du WIPO (adapté par les auteurs)

Note: EPO is the European Patent Office. WIPO refers to PCT applications.



La localisation des brevets peut s'effectuer soit par la localisation du bureau auquel la demande de propriété intellectuelle est adressée, soit par la localisation de l'inventeur. Les deux approches ne sont pas identiques, dès lors qu'un inventeur peut soumettre une demande de brevet dans un pays autre que celui où il réside. Aussi, les deux approches ne restituent pas la même information.

Un inventeur dépose une demande de brevet dans le but d'obtenir un titre de propriété industrielle. Celui-ci confère à son titulaire une exclusivité d'exploitation de l'invention brevetée pour une durée limitée (généralement entre 15 et 20 ans), avec comme contrepartie l'obligation de rendre l'invention publique. Un inventeur décide donc de breveter une invention pour deux raisons majeures :

- Le marché pressenti est suffisamment large en termes de demande potentielle,
- La probabilité d'être imité par un concurrent est élevée.

Affecter un brevet à un pays sur la base de l'aire géographique de protection reflète essentiellement la demande potentielle du pays, et seulement en second lieu la présence d'une capacité d'offre concurrente à même d'imiter l'invention. Les études WIPO et IPO UK localisent le brevet par pays de dépôt. Ainsi, un brevet déposé aux États-Unis mais dont les inventeurs sont en France est comptabilisé aux États-Unis. À l'inverse, ce rapport affecte un brevet sur la base de l'aire géographique d'invention. Autrement dit, les rapports du WIPO et IPO UK reflètent la demande potentielle d'IA des pays étudiés, alors que notre approche caractérise leur capacité d'offre.

Ce travail part du principe que l'enjeu stratégique pour les pays est de développer des compétences scientifiques et techniques leur permettant de participer à l'effort mondial de développement de l'IA. Développer un brevet est révélateur de toute une série d'investissements sous-jacents en infrastructure et en capital humain.

## 2. LA SPÉCIALISATION DES PAYS

Nous nous concentrons sur les huit pays les plus actifs en matière de dépôt de brevets : États-Unis, Corée du Sud, Japon, Allemagne, Chine, Canada, France et Royaume-Uni. Nous examinons les deux indicateurs de spécialisation retenus, l'indice d'Herfindahl-Hirschman (HHI) et l'indice de spécialisation relative (ISR). Nous retenons les dix domaines TFA dont la fréquence est la plus élevée sur la période.

Pour rappel :

### • L'indice d'Herfindahl-Hirschman *HHI*

est une mesure de la concentration des brevets sur les domaines TFA considérés (voir annexe méthodologique). Une valeur égale à l'unité indique que la production de brevets est concentrée au sein d'un domaine unique, alors qu'une valeur minimale égale à zéro indique que la production de brevets est parfaitement distribuée de façon uniforme entre les domaines considérés. Nous calculons cet indice par année.

### • L'indice de spécialisation relative *ISR*

définit le degré de spécialisation d'un pays par domaine TFA. S'il excède l'unité, le pays d'un avantage comparatif dans le domaine TFA considéré par rapport au reste du monde. Inversement, si l'indice est inférieur à un, le pays souffre d'un retard relativement au reste du monde. Dans ce rapport, nous normalisons cet indicateur tel que ses valeurs soient comprises entre [0, 2]. L'indice ISR est calculé par domaine sur l'ensemble de la période.





## 2.1 LES TECHNIQUES IA

Pour rappel, les dix premières techniques sont par ordre décroissant : l'apprentissage automatique (19,3%) ; les réseaux de neurones (16%) ; l'apprentissage non supervisé (13,6%) ; l'apprentissage par renforcement (11,4%) ; les approches bio-inspirées (10,8%) ; les modèles probabilistes graphiques (10,5%) ; la logique floue (4,4%) ; l'apprentissage profond (3,2%) ; les systèmes experts (3,0%) ; l'apprentissage des règles (2,6%). Ces 10 premières techniques IA couvrent ainsi plus de 95% des occurrences des techniques IA.

Le **■ ■ ■ 3.3** présente l'évolution de l'indice d'Herfindahl. On remarque en 1995 une spécialisation faible pour tous les pays et qui perdure jusqu'en 2017. Notons toutefois les dynamiques des États-Unis et de la Chine. D'abord, les États-Unis ont un indice légèrement supérieur à 0.2 en 1995. Cet indice reste stable, en dépit d'un pic transitoire en 2002 (indice égal à 0.77).

Ce pic en 2002 s'explique par le fait que 50% de la production de brevets du pays se concentre autour de trois techniques : apprentissage non supervisé (20%), apprentissage renforcé (14%) et réseaux de neurones (16%). L'indice de la Chine est égal à 0.15 en 1995 et atteint son pic en 2000 (0.5). A cette date, la Chine est clairement au début de son apprentissage en IA, si bien qu'il est normal d'observer une production chinoise très concentrée. En 2002, la Chine entame ainsi son exploration IA en se diversifiant, pendant que les États-Unis, déjà acteur majeur, renforcent leur avantage comparatif en se spécialisant. Cette opposition entre phase exploratoire et phase de spécialisation de la Chine et les États-Unis perdure jusqu'en 2017. A noter qu'en dépit d'un retard important en début de période, la Chine est le pays le plus prolifique en brevets liés à des techniques IA depuis 2011.

En 1995, la France montre la plus faible spécialisation. Cet indice croît régulièrement sur la période pour atteindre 0.43 en 2013,

date à laquelle la concentration décroît fortement. En dépit de cette diversification récente, la production de brevets se concentre autour de trois techniques : Apprentissage automatique, Apprentissage non supervisé et Modèles probabilistes graphiques. L'Allemagne, la Corée du Sud, le Canada, le Royaume-Uni et le Japon connaissent un indice d'Herfindahl qui reste plutôt stable sur toute la période 1990-2017.

Pour mieux apprécier le positionnement des différents pays, nous mesurons l'ISR de ces huit pays en 2017 (**■ ■ ■ 3.4**).

L'examen des domaines de spécialisation révèle une assez forte hétérogénéité :

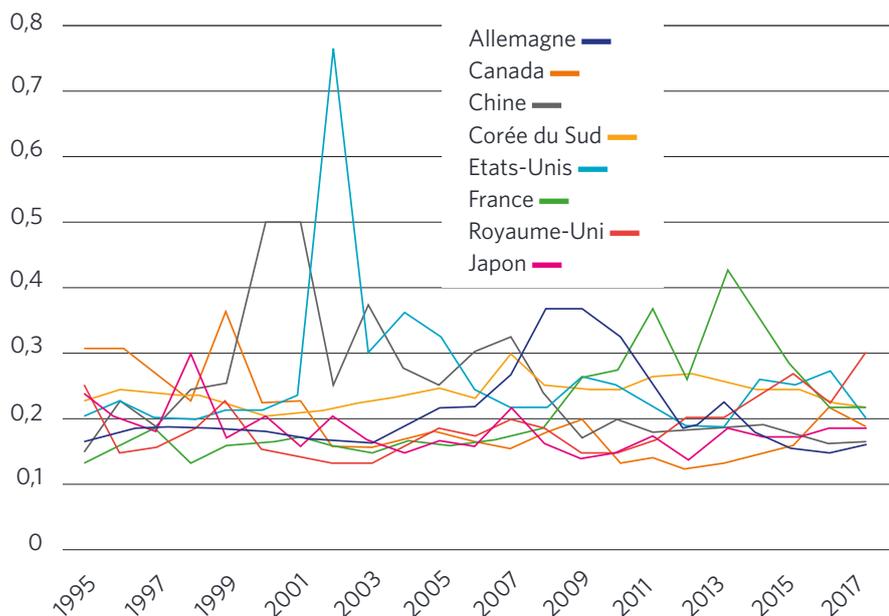
- Le positionnement stratégique de la **France** se concentre essentiellement autour de l'innovation dans les techniques de systèmes experts (3), de modèles graphiques probabilistes (7), d'apprentissage des règles (9) et d'apprentissage non supervisé (10). La France est en revanche moins spécialisée dans l'apprentissage automatique (5), dans les approches bio-inspirées (1), et quasiment absente des techniques liées à l'apprentissage profond (2) et de logique floue (4).

- **La Royaume-Uni** possède environ 2.65% des parts de marché sur la période 1990-2017 et se positionne essentiellement sur l'apprentissage automatique (5), les techniques de réseaux de neurones (6), les modèles graphiques probabilistes (7) et les techniques d'apprentissage des règles (4).

- **La Corée du Sud** se présente comme le quatrième acteur majeur derrière les États-Unis (31%), la Chine (30%) et le Japon (10.8%), avec de 5.2% de parts de marchés. Son positionnement stratégique se concentre sur 4 techniques IA : l'apprentissage par renforcement (8), l'apprentissage automatique (5), l'apprentissage profond (2) et les approches bio-inspirées (1).

### ■ ■ ■ 3.3 La dynamique de la spécialisation des techniques IA pour les huit pays principaux (1990-2017).

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



- **Le Canada** se positionne sur l'apprentissage automatique (5), les modèles graphiques probabilistes (7), l'apprentissage des règles (9), les approches bio-inspirées (1) et les systèmes experts (3).

- **Le Japon** est clairement un cas particulier parmi les huit pays, car sa stratégie se concentre essentiellement sur la production de brevets en relation avec l'apprentissage par renforcement (8) et l'apprentissage automatique (5).

- **La Chine** est se concentre essentiellement sur la production de brevets en relation avec l'apprentissage par renforcement (8) et l'apprentissage de logique floue (4).

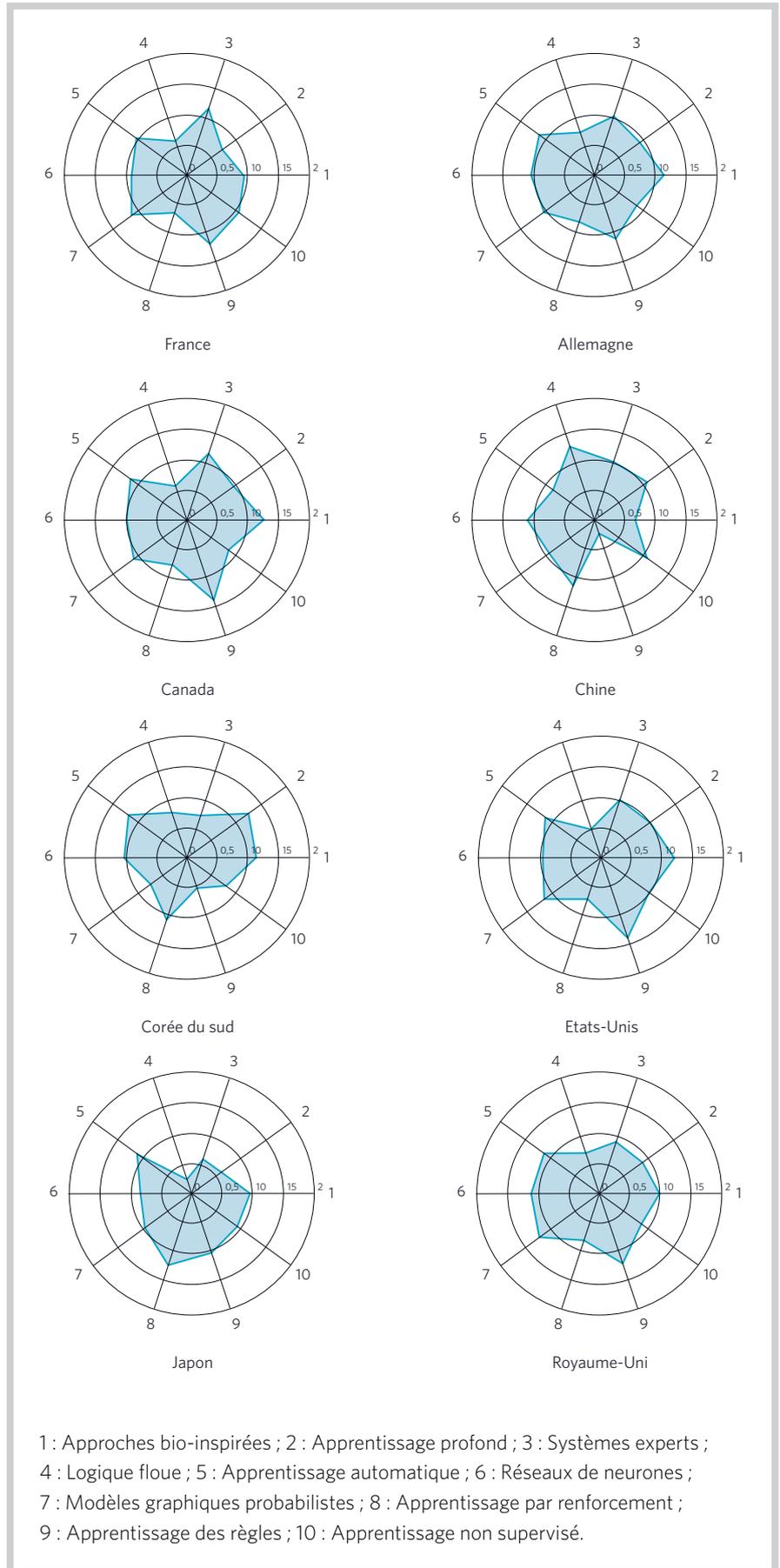
- **Les États-Unis** sont très spécialisés en apprentissage des règles (9) et plutôt spécialisés en approches bio-inspirées (1), en apprentissage automatique (5) et en modèles graphiques probabilistes (7).

- **L'Allemagne** a des valeurs de l'ISR très proches de 1 pour chacune des 10 techniques IA. Même si l'ISR de l'Allemagne s'avère être légèrement supérieur à 1 pour l'apprentissage automatique (5), l'apprentissage des règles (9), et les approches bio-inspirées (1), on peut constater un portefeuille relativement équilibré par rapport aux autres pays.

Il faut noter qu'à l'exception des systèmes experts et de la logique floue, les huit autres techniques sont, de près ou de loin, des méthodes d'apprentissage automatique. En conséquence, tous ces pays sont, d'une manière ou d'une autre, positionnés sur des techniques d'apprentissage automatique.

### ■ 3.4 Avantages comparatifs en techniques IA (1990-2017)

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





## 2.2 LES FONCTIONS IA

Pour rappel, les dix premières fonctions sont par ordre décroissant : la biométrie (24,6%), la compréhension des scènes (16,1%) ; la vision par ordinateur (7,4%) ; la reconnaissance du locuteur (6,8%) ; la planification (6,3%) ; la reconnaissance de caractères (6,2%) ; la reconnaissance vocale (6,2%) ; les méthodes de contrôles (5,9%) ; la sémantique (3,5%) ; la segmentation d'images et de vidéos (3,3%). Ces 10 premières fonctions IA couvrent ainsi plus de 86% des occurrences des fonctions IA.

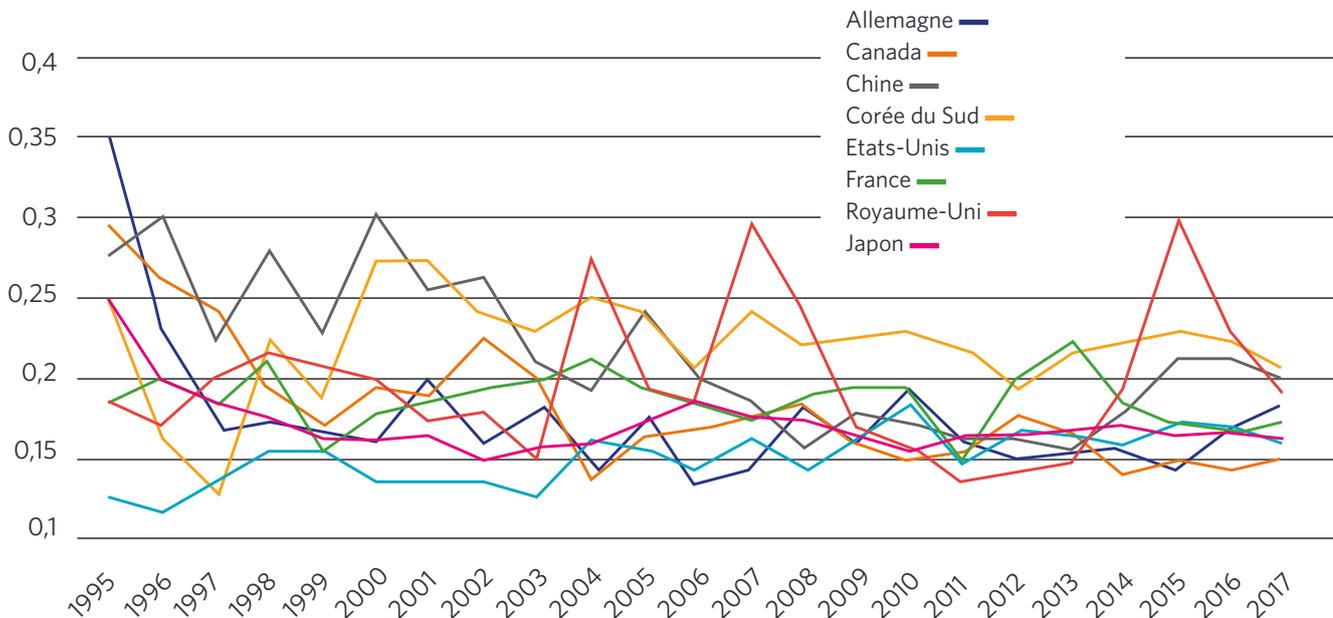
Le **■** 3.5 présente l'évolution de l'indice d'Herfindahl, calculé sur les 10 fonctions IA considérées. L'impression d'ensemble est celle d'une convergence des niveaux de spécialisation entre pays. La phase initiale marquée par une forte spécialisation laisse peu à peu la place à une diversification des pays sur les domaines fonctionnels considérés.

Les États-Unis sont sans doute le pays le plus avancé avec l'indice de concentration le plus faible de tous les pays (0.13) et un *HHI* qui n'augmente que faiblement en fin de période, là encore du fait de sa capacité à déposer plus de brevets dans toutes les fonctions. En dehors des États-Unis et du Japon, les six autres pays connaissent des fluctuations plus ou moins importantes. Ces fluctuations atypiques peuvent s'interpréter différemment selon les pays. S'agissant des trois pays européens, ces fluctuations sont probablement le résultat d'une succession de phases d'exploration et d'exploitation dans l'espace fonctionnel. Le cas du Royaume-Uni illustre bien ce propos, avec des variations erratiques de l'indice de concentration<sup>3</sup>. De manière plus feutrée, la France suit une dynamique similaire, en se concentrant sur les fonctions IA de reconnaissance du locuteur (30% en 1998) et de biométrie (34% en 2004, 29% en 2010 et 34% en 2013).

S'agissant de la Chine et de la Corée du Sud, cette forte spécialisation et ces fluctuations importantes en début de période sont probablement dues au faible nombre d'acteurs chinois et coréens en activité. En dépit d'une tendance baissière et régulière depuis le début des années 2000, ces deux pays gardent un niveau de spécialisation élevé relativement aux autres pays.

### ■ 3.5 La dynamique de la spécialisation des fonctions IA pour les huit pays principaux (1990-2017)

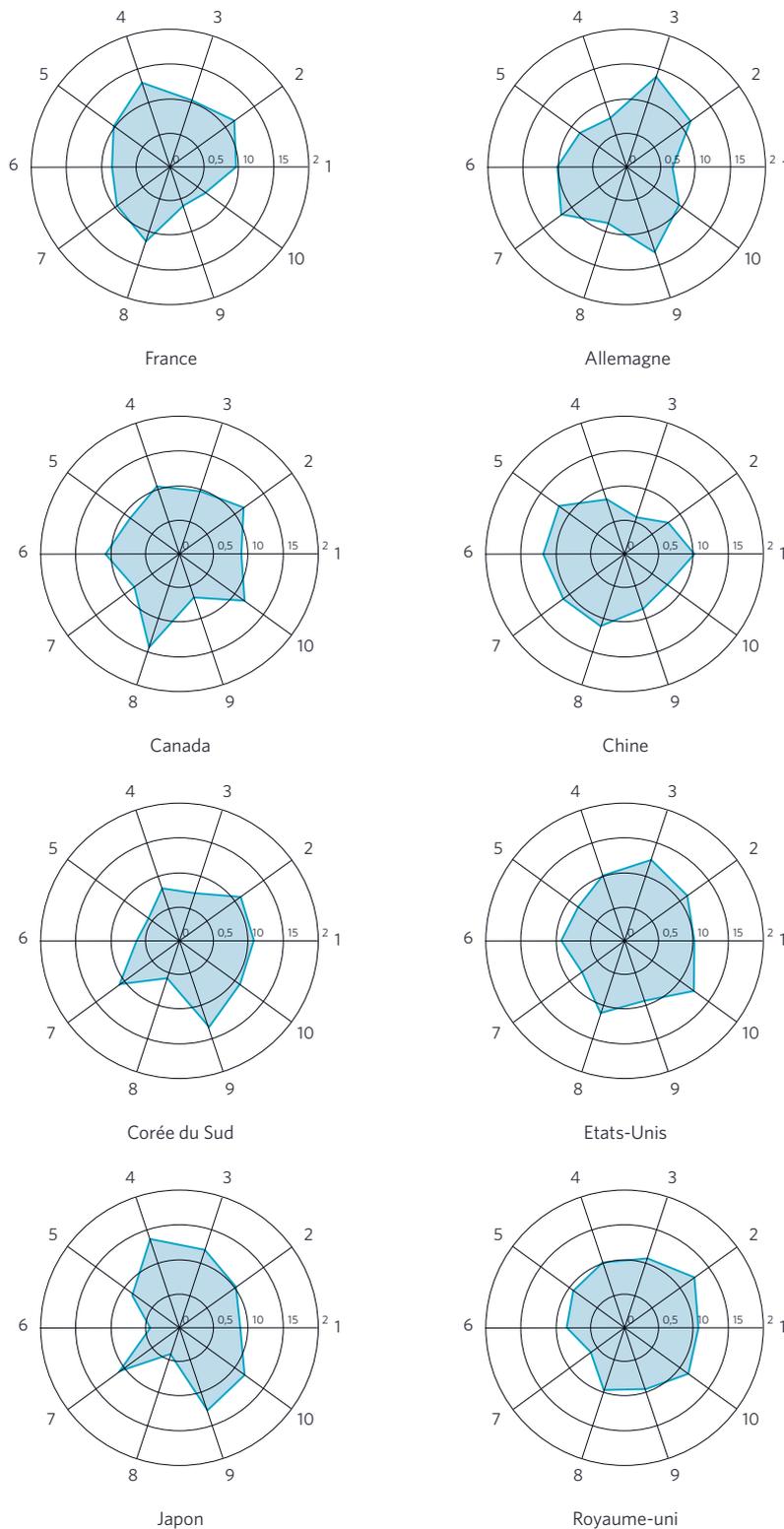
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



3. Par exemple, l'indice HHI du Royaume-Uni passe subitement de 0.15 en 2003 à 0.27 en 2004. Cette année-là, 40% des brevets de fonctions IA sont en relation avec la biométrie. L'année suivante au contraire, la production de brevets britanniques se concentre autour de trois fonctions IA : biométrie (26%), planification (18%) et vision par ordinateur (18%). Ces mêmes phénomènes se répètent en 2007 et en 2015 où la production de brevets de fonctions IA se concentre au tour de la biométrie, 44% en 2007 et 43% en 2015.

### 3.6 Avantages comparatifs en fonctions IA (1990-2017)

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



Le niveau de spécialisation des huit pays est plus prononcé pour les fonctions que pour les techniques (3.6) :

- A l'exception de la **Chine** et du **Japon**, tous les pays étudiés sont spécialisés dans la vision par ordinateur (2). Cette fonction IA permet à un ordinateur d'acquérir une excellente compréhension à partir d'images ou de vidéos numériques apparaît comme un enjeu majeur pour les prochaines années
- La **France** se révèle très spécialisée en sémantique (8), reconnaissance de caractères (4) et en vision par ordinateur (2).
- L'**Allemagne** se positionne plutôt sur la compréhension de scènes (7), la vision par ordinateur (2), les méthodes de contrôle (3) et en reconnaissance du locuteur (9).
- Parmi les huit pays étudiés, le **Royaume-Uni** est le seul à être spécialisé dans la biométrie (1).
- Les **États-Unis** sont spécialisés en sémantique (8) et en reconnaissance vocale (10). Cortana (Microsoft), Google assistant, Siri (Apple) et Alexa (Amazon) sont autant d'exemples emblématiques du savoir-faire américain dans ce domaine.
- La **Corée du Sud** est spécialisée en vision par ordinateur (2), en compréhension de scènes (7) et en sémantique (9).
- La **Chine** et le **Japon** sont spécialisés dans quatre fonctions IA sans avoir toutefois de spécialisation commune.



## 2.3 LES DOMAINES D'APPLICATION DE L'IA

Pour rappel, les dix premiers domaines d'application sont par ordre décroissant : les sciences médicales (17,5%) ; les transports (15,9%) ; la sécurité (14,9%) ; les télécommunications (11,4%) ; les objets personnels et l'informatique (7,8%) ; l'industrie et la manutention (4,8%) ; les industries de réseaux (4,4%) ; le milieu des affaires (3,8%) ; la gestion de documents (3,2%) ; le secteur de l'éducation (3,1%). Ces 10 premiers domaines d'application couvrent plus de 85% des occurrences des applications IA.

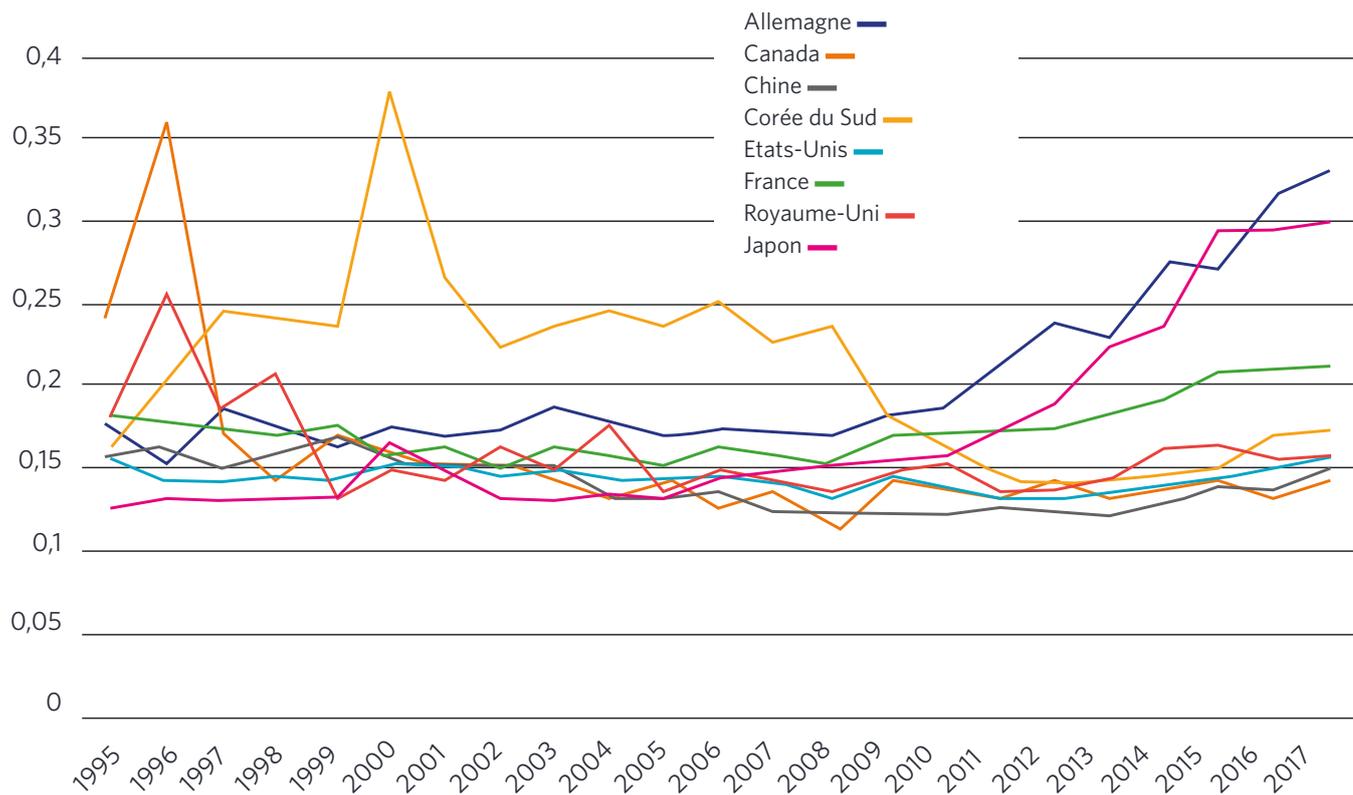
Le **■** 3.7 présente l'évolution de l'indice d'Herfindahl (*HHI*), calculé sur les 10 domaines d'application. Les huit pays étudiés se partagent les trois quarts des parts de marché sur la période 1990-2017.

La première impression est celle d'une faible spécialisation initiale qui laisse la place à un mouvement de concentration dès 2010 pour l'**Allemagne**, le **Japon** et la **France**. Ce tournant n'est pas fortuit puisqu'il est concomitant avec les avancées majeures en IA décrites au chapitre 1 faisant de cette technologie la probable quatrième révolution industrielle.

La **Corée du Sud** montre une trajectoire atypique. On retrouve un *HHI* initial relativement faible (environ 0,17) en 1995 pour atteindre plus de 0,38 en 2000 avec une forte spécialisation dans les télécommunications (51% des brevets). La période suivante se caractérise par une baisse progressive de son niveau de spécialisation jusqu'en 2017. Cette baisse suggère que la Corée du Sud explore une plus grande gamme d'applications. Dans l'ensemble, si la Corée du Sud se montre relativement spécialisée dans les techniques et les fonctions, elle apparaît comme l'un des pays les plus diversifiés en matière d'applications.

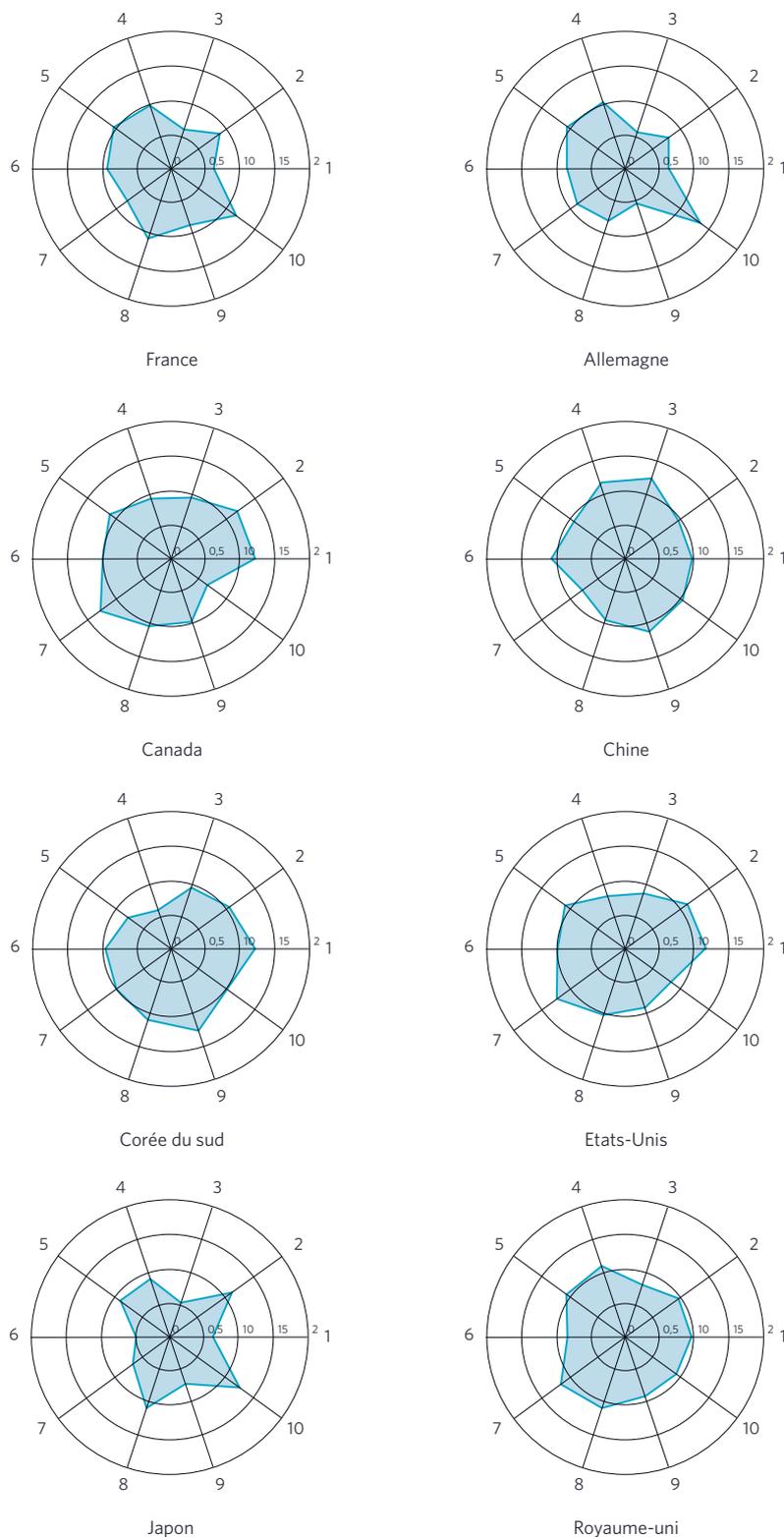
### ■ 3.7 La dynamique de la spécialisation des applications IA pour les huit pays principaux (1990-2017)

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



### 3.8 Avantages comparatifs en applications IA (1990-2017)

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



L'analyse des avantages comparatifs en applications montre des profils très différents (3.8) :

- La **France** s'est spécialisée dans le transport (10) et dans la sécurité (8) avec Peugeot et Renault par exemple,
- L'**Allemagne** est également spécialisée dans le transport (10) avec Mercedes, Audi ou Volkswagen qui ont démontré leur savoir-faire en matière d'innovations technologiques dans l'IA.
- Le **Canada** se positionne sur plusieurs domaines d'application tels que les affaires (1), la gestion de documents (2), les sciences médicales (5), l'informatique et les appareils personnels (7).
- La **Corée du Sud** présente un avantage comparatif dans les secteurs des télécommunications (9), de la sécurité (8) et des affaires (1).
- La **Chine** est spécialisée dans le domaine de l'éducation (3) ainsi que dans les télécommunications (9), l'industrie (4).
- Les **États-Unis** sont spécialisés dans les affaires (1), la gestion de documents (2), les sciences médicales (5) et l'informatique (7).

**L'analyse des deux indicateurs (HHI et SSR) dans les trois catégories d'IA montre que chacun des huit pays fait le choix stratégique de se positionner sur des segments distinctifs, qu'il s'agisse des techniques, des fonctions ou des applications. Ainsi chaque pays présente un profil particulier tout au long de la chaîne de valeur de l'IA.**



### 3. LES MATRICES STRATÉGIQUES DES PAYS

La matrice est construite comme suit (voir l'annexe méthodologique pour plus de détail) :

L'axe des abscisses représente l'indice de spécialisation relative d'un pays dans un champ de l'IA donné (ISR) pour la période 1990-2007. Cet axe est normé entre 0 et 2 avec l'unité comme valeur pivot. Ainsi, un pays spécialisé ( $ISR > 1$ ) apparaîtra dans l'un des cadrans de droite.

L'axe vertical symbolise le taux de croissance de ses parts de marché entre la période 2008-2017 et la période initiale 1990-2007. Il apparaîtra dans la partie supérieure de la matrice si son taux de croissance est supérieur à la moyenne mondiale. La combinaison de ces deux axes permet de caractériser les activités d'un pays dans un domaine selon son positionnement comme suit :

- **Le cadran supérieur droit** regroupe les pays qui consolident leur position déjà dominante dans le domaine TFA considéré, sur la période analysée.
- **Le cadran inférieur gauche** regroupe des pays mineurs, et destinés à le rester, dans le domaine TFA considéré.
- **Le cadran supérieur gauche** rassemble les pays prétendant à une position dominante sur le court/moyen terme.
- **Le cadran inférieur droit** est constitué de pays en perte de position dominante dans le domaine TFA considéré.

#### 3.1 LES TECHNIQUES IA

Le ■■■ 3.9 est une analyse des domaines d'activité des huit pays considérés qui permet de mettre en évidence leur position relative sur les quatre techniques IA suivantes : l'apprentissage automatique, les réseaux de neurones, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.

- **L'apprentissage automatique** : les États-Unis, le Royaume-Uni, l'Allemagne et le Canada perdent du terrain sur la dernière période. En dépit d'un nombre de brevets important sur l'ensemble de la période, les États-Unis sont menacés par la Corée du Sud et la Chine. Ces deux pays ont vu leurs parts de marché multipliées par des facteurs de respectivement 3 et 14. La Chine essentiellement et la Corée du Sud dans une moindre mesure se positionnent comme deux futurs leaders en matière d'apprentissage automatique. A contrario, la France et le Japon sont en perte de vitesse.
- **L'apprentissage non supervisé** : la Chine, située dans le cadran supérieur droit<sup>4</sup> (avec une multiplication par neuf de sa part de marché), est devenue le plus gros producteur de brevets (taille du cercle) avec une position dominante. Les autres pays perdent du terrain par rapport à la Chine avec un taux de croissance relatif inférieur. Clairement, la Chine domine le marché sur cette technique IA. Dans le même temps, les États-Unis perdent leur position dominante. Les six autres pays se retrouvent dans le cadran inférieur gauche et occupent des positions intermédiaires.

• **Segment des réseaux de neurones** : les trois pays européens partageaient le leadership sur la scène internationale dans la première période. Mais la montée en puissance de la Chine (dont la part de marché est multipliée par 23) diminue significativement leur poids relatif. Le Japon, les États-Unis et le Canada, restent à l'écart de ce marché en dépit d'un nombre important de brevets produits dans le domaine.

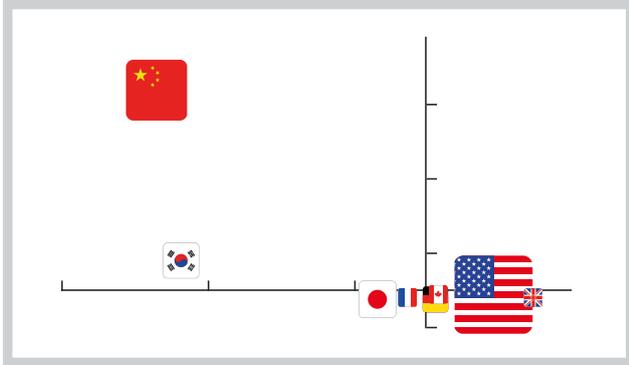
• **Techniques d'apprentissage par renforcement** : le Japon suivi par la Corée du Sud sont les deux pays les plus spécialisés. Ils sont néanmoins en perte de vitesse au profit de la Chine. Se tenant initialement à l'écart de cette technique, celle-ci se positionne aujourd'hui comme le leader mondial. En la matière, comme dans les trois autres techniques étudiées, les États-Unis font partie des pays dominants en volume, malgré une spécialisation relative plutôt faible. Les trois acteurs européens demeurent en retrait sans montrer de signe d'investissements massifs.

4. Le positionnement dans le cadran droit supérieur n'apparaît pas clairement sur le graphique. Le commentaire résulte de la mesure précise des RTA et de la croissance des RTA.

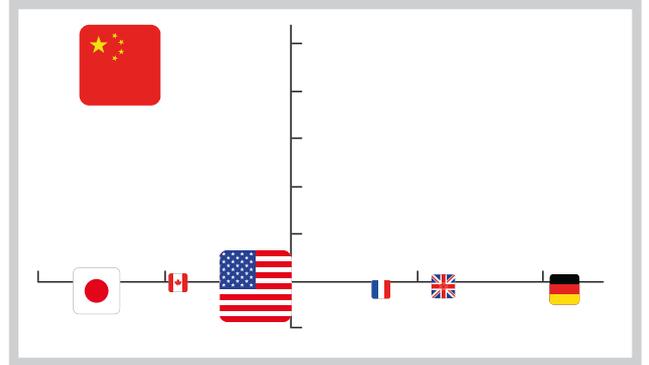
### 3.9. Le positionnement stratégique des pays en Techniques IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

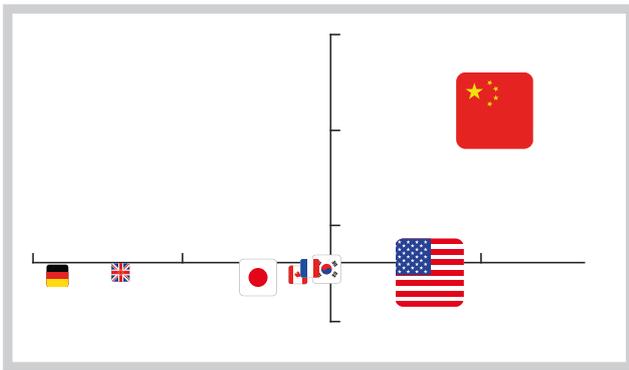
Apprentissage automatique



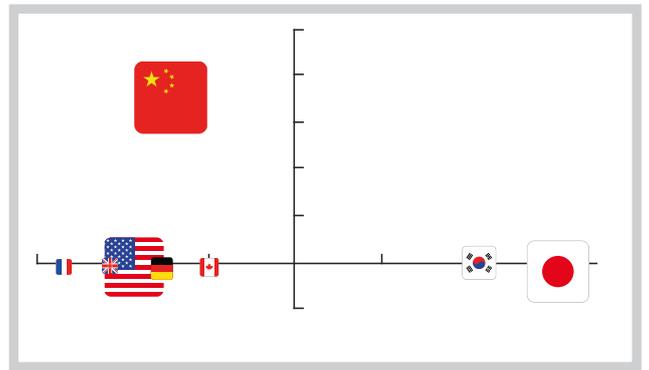
Réseaux de neurones



Apprentissage non supervisé



Apprentissage par renforcement





### 3.2 LES FONCTIONS IA

Nous réitérons l'exercice en nous concentrant sur quatre fonctions IA essentielles : la biométrie, la compréhension de scènes, la vision par ordinateur et la reconnaissance du locuteur (■ ■ ■ 3.10).

• **Biométrie** : La Chine est le pays le plus actif avec à la fois un taux de croissance et un niveau de spécialisation initial élevé. La Corée du Sud avec un niveau de spécialisation remarquable et un taux de croissance relatif légèrement positif s'impose également comme un acteur central dans ce domaine. Le Canada, la France et le Royaume-Uni en dépit de leur avantage comparatif initial perdent des parts de marché. Le Japon, l'Allemagne et dans une moindre mesure les Etats-Unis se tiennent à l'écart.

• **Vision par ordinateur** : Les Etats-Unis se positionnent comme l'acteur principal dans ce domaine avec le Royaume-Uni et la France dans une moindre mesure. Le Japon et l'Allemagne se tiennent en retrait. La Chine et la Corée du Sud affichent de belles promesses. Avec un tel taux de croissance, la Chine se positionne comme le concurrent principal des Etats-Unis sur cette fonction.

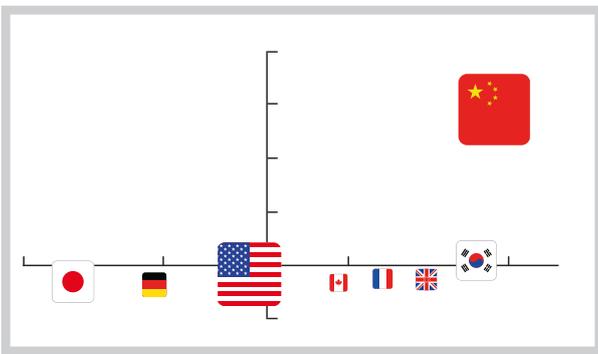
• **Compréhension de scènes** : De nouveau la Chine domine nettement. Cela laisse peu de chances aux acteurs tels que l'Allemagne, le Japon et même la Corée du Sud qui, malgré un niveau de spécialisation initialement marqué, perdent des parts de marché. En l'absence de spécialisation et malgré une croissance relative faible, les Etats-Unis gardent un niveau de production honorable. Les autres pays semblent inexistant dans cette fonction.

• **Reconnaissance du locuteur** : Forts de leur avantage comparatif, l'Allemagne, le Japon et la Corée du Sud sont les trois acteurs essentiels sur cette fonction. Cette dernière consolide sa position dominante avec un taux de croissance positif. Avec un taux de croissance impressionnant la Chine est en passe de se positionner comme un futur leader. En l'absence de spécialisation et malgré une croissance relative faible, les Etats-Unis gardent un niveau de production dominant en volume.

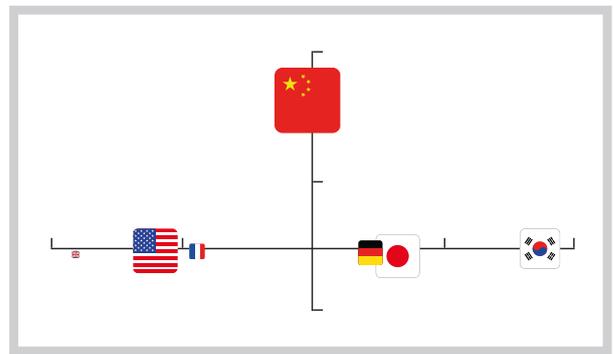
### ■ ■ ■ 3.10. Le positionnement stratégique des pays en Fonctions IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

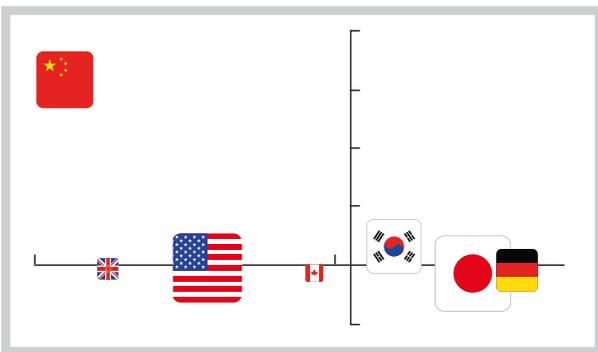
Biométrie



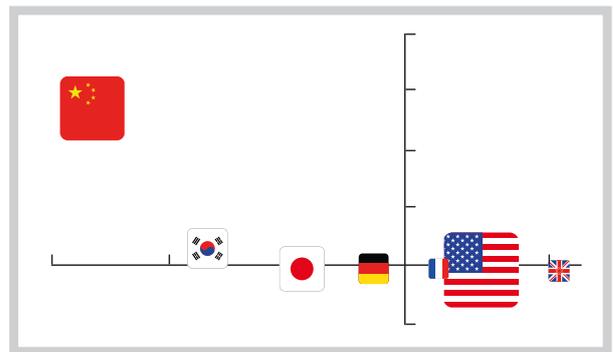
Compréhension de scènes



Reconnaissance du locuteur

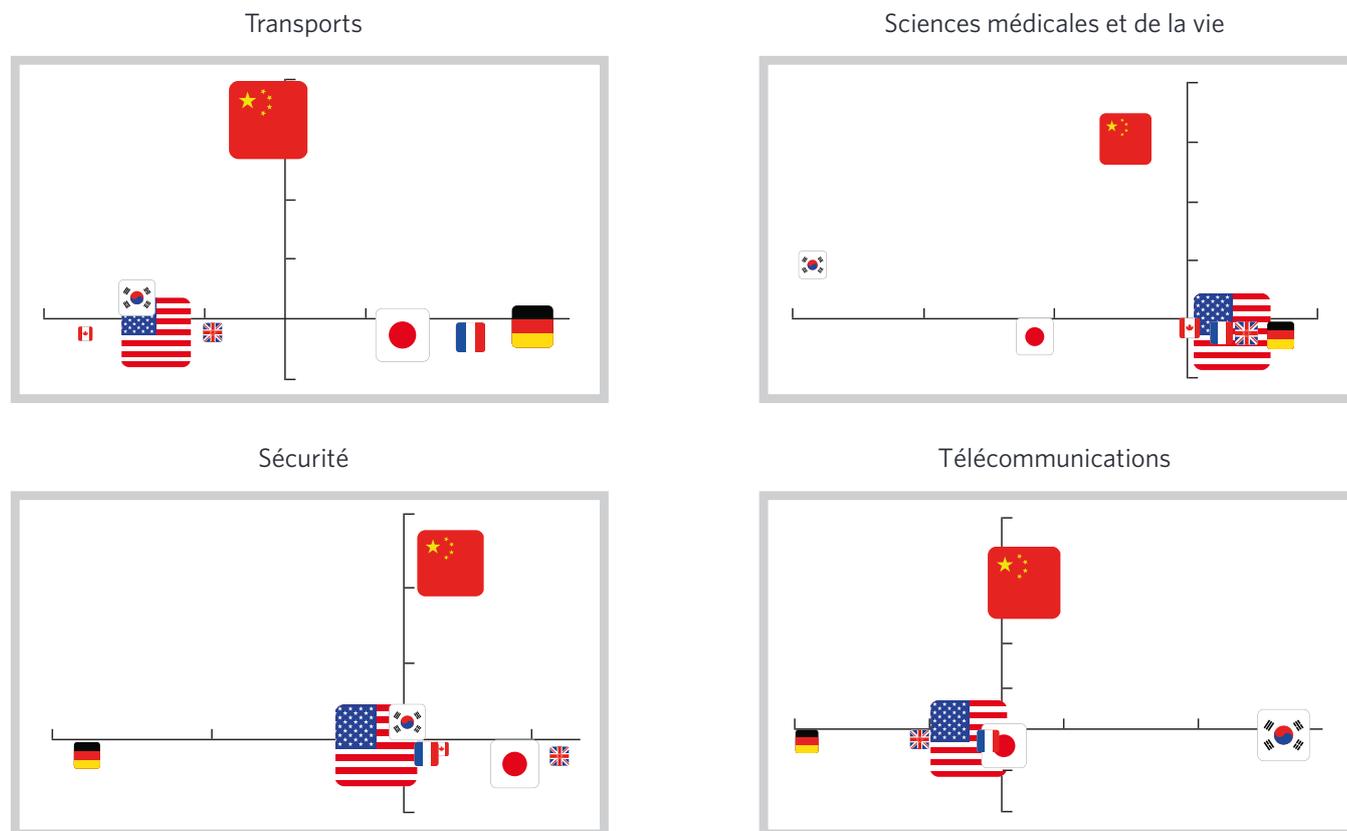


Vision par ordinateur



### 3.11 Le positionnement stratégique des pays en Applications IA

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



### 3.3 LES APPLICATIONS IA

Nous nous intéressons enfin aux quatre domaines d'applications principaux, à savoir les transports, les sciences médicales, la sécurité et les télécommunications (3.11).

- **Transports** : L'Allemagne, le Japon et la France sont les trois pays dont le niveau de spécialisation est le plus important en début de période. Il n'est pas étonnant de voir la spécialisation très forte de ces pays dotés de grands constructeurs automobiles. Ils perdent toutefois des parts de marché relativement à la Chine qui, avec une multiplication par sept de sa part de marché, affiche une progression impressionnante. La Corée du Sud et les Etats-Unis restent des acteurs majeurs en dépit d'une performance relative moyenne. Le Royaume-Uni et le Canada restent en recul.

- **Sécurité** : La Chine se démarque encore avec une position dominante qu'elle renforce sur la dernière période. Le Japon et le Royaume-Uni, en dépit d'un avantage comparatif important peinent à s'imposer comme des leaders mondiaux. La France et la Corée du Sud sans montrer de véritable spécialisation conservent leur position relative. En l'absence de spécialisation et malgré une croissance relative faible, les Etats-Unis gardent un niveau de production important. L'Allemagne est inexistante dans cette fonction.

- **Sciences médicales et de la vie** : Les Etats-Unis dominent le marché grâce à un volume d'activité important et un avantage comparatif certain. L'Allemagne, le Royaume-Uni, la France et le Canada dans une moindre mesure affichent un profil similaire aux Etats-Unis mais de moindre ampleur par leur volume de brevets. Les trois pays asiatiques partent d'un désavantage comparatif. Toutefois la Chine

affiche un taux de croissance considérable ce qui la positionne comme un acteur majeur dans le futur.

- **Télécommunications** : La Corée du Sud est le pays qui affiche le fort degré de spécialisation dans le domaine grâce à la locomotive Samsung. Les deux autres acteurs majeurs que sont les Etats-Unis et la Chine affichent des dynamiques différentes. Les premiers ont un taux de croissance atone avec une spécialisation faible. La Chine affiche quant à elle un taux de croissance hors du commun combiné avec une spécialisation importante. Le Japon se situe dans une position médiane qui augure d'un futur chahuté. Les pays européens, sans véritable leader industriel dans ce domaine, à l'exception de Siemens et de Philips, restent à l'écart.



## 4. LES POINTS ESSENTIELS À RETENIR

**01** La localisation des brevets peut s'effectuer soit par la localisation du bureau auquel la demande de propriété intellectuelle est adressée, soit par la localisation de l'inventeur. Le développement d'un brevet dans un pays particulier implique des investissements complémentaires, en termes d'infrastructure, de personnel qualifié, de réseaux, puis de systèmes de formation sous-jacents préalables. Toute invention est donc adossée à un système national d'innovation spécifique. **Aussi nous localisons les brevets, non pas par le bureau de dépôt de la demande, mais par la localisation géographique de l'inventeur.**

**02** Les cinq pays leaders totalisent à eux seuls 80% de la production de brevets incorporant des techniques liées à l'IA. Les États-Unis (30%) et la Chine (26%) comptent plus de la moitié des brevets déposés. Ils sont suivis par le Japon (12%), la Corée du Sud (6%) et l'Allemagne (5%).

**03** Le Royaume-Uni, la France et le Canada suivent avec près de 7% de la production de brevets à eux trois. La France se classe au sixième rang mondial avec 2,4% des brevets IA.

**04** En matière de techniques IA, le positionnement stratégique de la France se concentre autour de l'innovation dans les techniques de systèmes experts, de modèles graphiques probabilistes et d'apprentissage des règles. La France affiche des faiblesses importantes dans l'apprentissage profond, la logique floue, et dans l'apprentissage par renforcement.

**05** En ce qui concerne les fonctions IA, la France se révèle très spécialisée en sémantique, en reconnaissance de caractères et en vision par ordinateur. En revanche, elle est particulièrement absente en planification, en reconnaissance du locuteur et en reconnaissance vocale.

**06** En termes d'applications IA, la France s'est spécialisée dans les domaines du transport et de la sécurité. En revanche, elle est en retrait dans les applications liées au monde des affaires, à la gestion des documents et au traitement de texte, dans les applications à but éducatif, dans les appareils personnels et informatiques et dans les télécommunications.

**07** Les matrices stratégiques montrent que parmi les techniques, fonctions et applications IA sélectionnées, la Chine domine très largement la course à l'innovation et tend à accroître ses parts de marché en dépit d'une spécialisation relativement faible dans plusieurs domaines. La Corée du Sud affiche clairement ses ambitions et gagne des parts de marché dans la plupart des domaines.

**08** En la matière, la France n'est jamais en situation de consolidation de position dominante. Elle semblait prometteuse en réseaux de neurones (techniques IA), ou dans le domaine des transports (application IA), mais sans gain de part de marché depuis les années 2010.



Many have suggested that AI will make us poorer or worse off. That's not true.

Economists agree that technological advance makes us better off and enhances productivity.

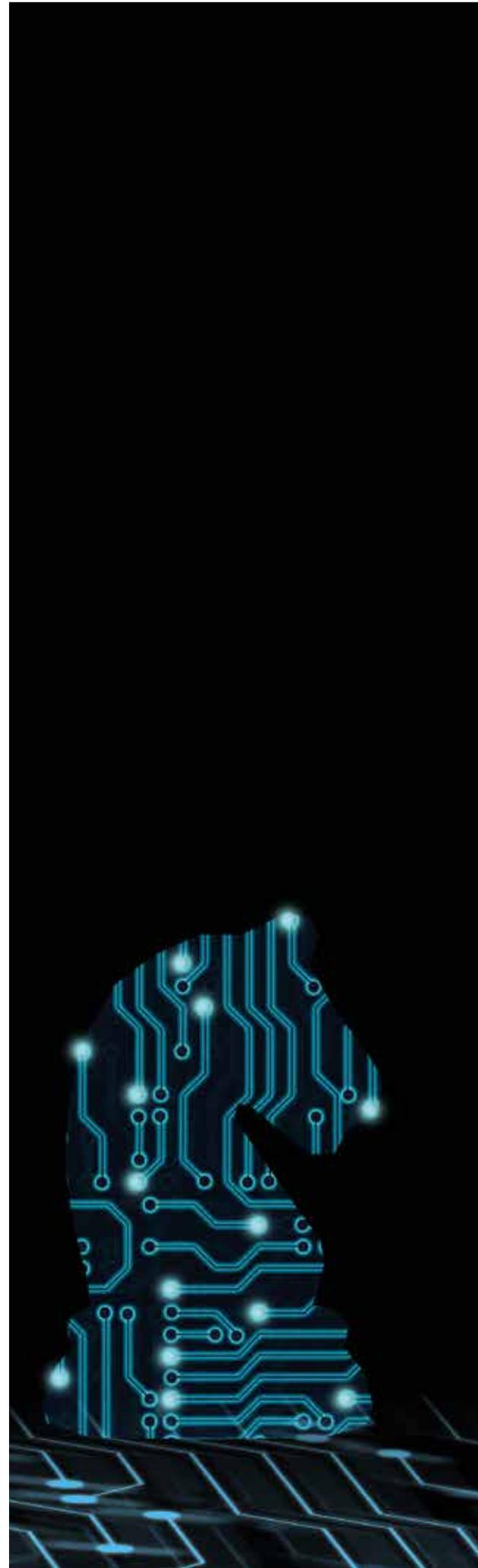
AI will unambiguously enhance productivity; the problem isn't wealth creation; it's distribution. AI might exacerbate the income inequality problem.”

Agrawal, Gans et Goldfarb, 2018

CHAPITRE 04

# Les acteurs privés et les institutions de recherche

- p. 87 Entreprises et organismes publics de recherche
- p. 94 Organisation de l'innovation en intelligence artificielle
- p. 102 Les points essentiels à retenir







## 1. INTRODUCTION

Ce chapitre présente les acteurs principaux de l'IA dans le monde. L'innovation est en effet le produit d'interactions entre une multiplicité d'acteurs aux ressources et compétences complémentaires. Nous distinguons les acteurs privés et les acteurs publics. Les acteurs privés regroupent toutes les entreprises privées. Les acteurs publics regroupent les universités, les hôpitaux et les organismes gouvernementaux. Sur la période 1990-2017, le secteur privé compte plus de 624 000 brevets alors que le secteur public n'en compte que 141 000 environ. Nous identifions d'abord les acteurs principaux de l'IA ainsi que leurs spécialisations relatives. Nous présentons ensuite des éléments d'organisations industrielles, en distinguant acteurs privés et acteurs publics, puis en révélant les réseaux de collaborations des acteurs clés de l'IA.



## 2. ENTREPRISES ET ORGANISMES PUBLICS DE RECHERCHE

### 2.1 LES ACTEURS CLÉS

Le ■■■ 4.1 présente les 20 premiers acteurs privés de l'IA. Les brevets constituent un indicateur limité pour rendre compte des activités d'innovation, en particulier dans l'IA dont la rapidité de progression n'incite pas toujours les entreprises à breveter leurs inventions. Par ailleurs, les entreprises utilisent souvent les publications scientifiques pour communiquer leurs avancées sans nécessairement breveter. Cette remarque est particulièrement vraie pour des entreprises comme Amazon et Facebook que l'on sait par ailleurs très actifs dans certains domaines de l'IA.

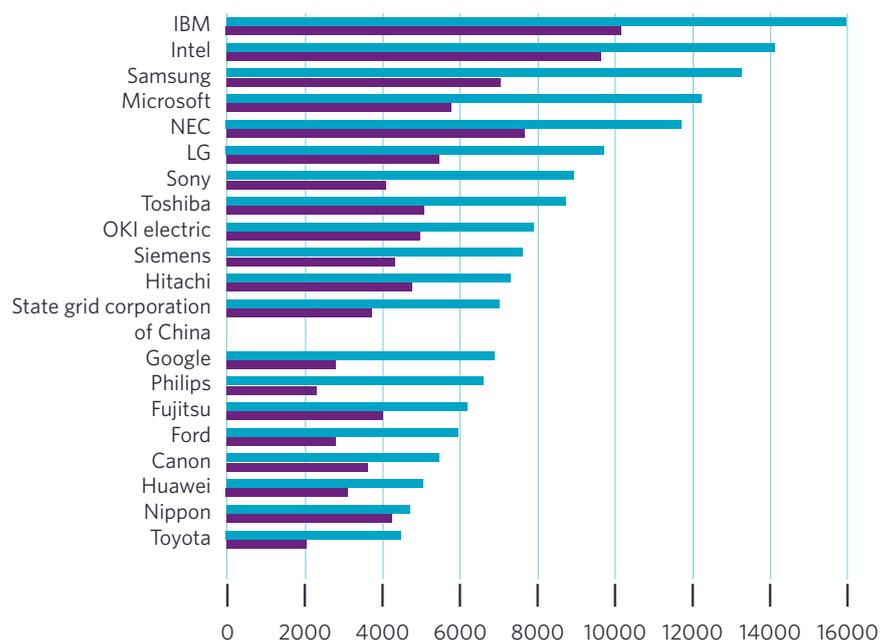
Le géant américain du matériel informatique IBM est le leader incontesté du domaine avec presque 16 000 brevets qui correspondent à plus de 10 000 familles de brevets. On trouve ensuite Intel, autre acteur américain avec plus de 14 000 brevets. Samsung se classe troisième avec plus de 13 000 brevets, suivi de Microsoft et NEC. Trois américains, un coréen et un japonais forment donc le top 5.

Du point de vue de la nationalité des acteurs, le top 20 compte cinq entreprises américaines (les trois précédemment cités, Google et Ford), deux coréennes (Samsung et LG Group), deux chinoises (State Grid Corporation of China et Huawei), une allemande (Siemens) et une néerlandaise (Philips). Absentes du top 20, la première entreprise française Thalès se classe en 37<sup>e</sup> position avec environ 3 000 brevets recensés. Les neuf acteurs restants sont japonais. Ainsi, les entreprises asiatiques (en particulier les japonaises) se positionnent au centre de l'échiquier.

### ■ ■ ■ 4.1 Les vingt acteurs privés mondiaux principaux

Note : Ce classement ne tient pas compte des reconfigurations industrielles sur la période considérée. PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

■ Nombre de brevets  
■ Nombre d'inventions

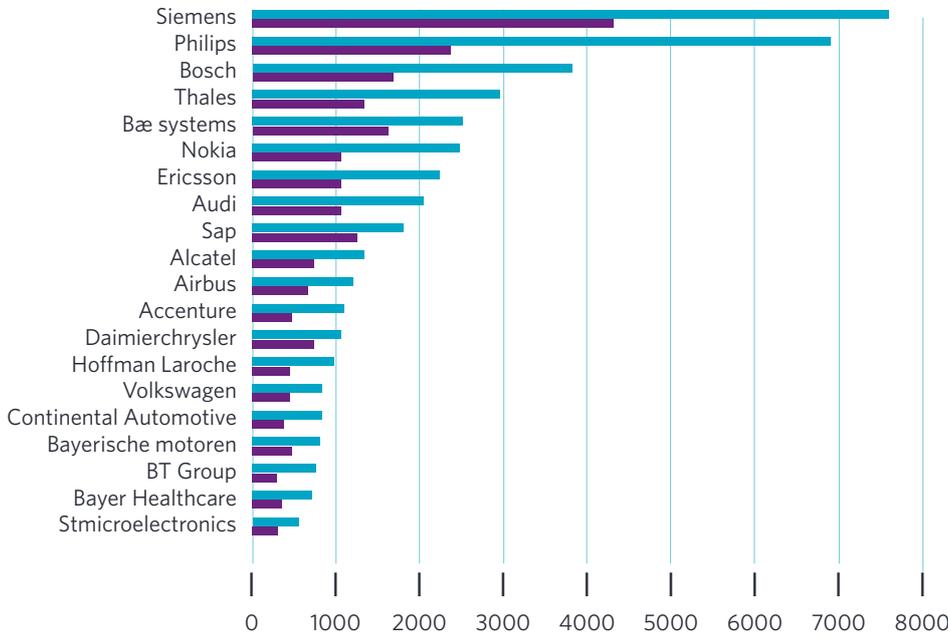




#### 4.2 Les vingt acteurs privés européens principaux

Note : Ce classement ne tient pas compte des reconfigurations industrielles sur la période considérée. Alcatel a été revendue en 2016 à Nokia. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

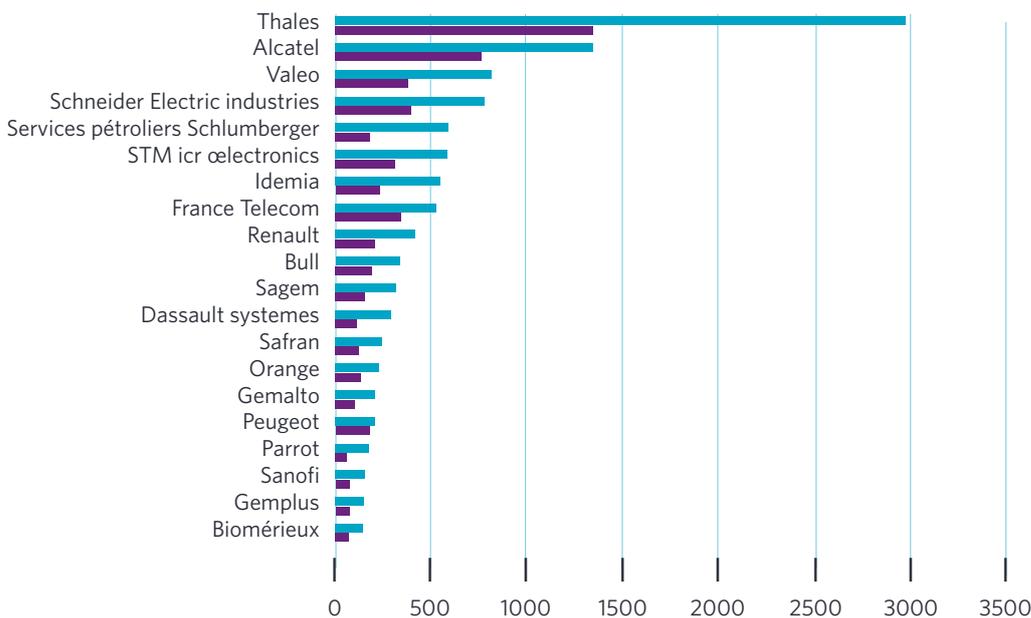
- Nombre de brevets
- Nombre d'inventions



#### 4.3 Les vingt acteurs privés français principaux

Note : Ce classement ne tient pas compte des reconfigurations industrielles sur la période considérée. Alcatel a été revendue en 2016 à Nokia. Gemalto et Gemplus ont fusionné en 2008. Gemplus a ensuite été rachetée par Thalès en 2019. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

- Nombre de brevets
- Nombre d'inventions



Le ■■■ 4.2 montre le classement des 20 premiers acteurs privés en Europe. Siemens est suivie de près par Philips. En 3<sup>e</sup> position, avec presque la moitié du nombre de brevets détenus par Philips, on trouve Bosch, entreprise allemande, avec 3 836 brevets. En 4<sup>e</sup> position, Thalès est le premier français de ce classement avec 2 981 brevets. En 5<sup>e</sup> position, on trouve le britannique BAE Systems. Un regroupement par nationalité révèle la position dominante de l'Allemagne avec neuf entreprises dans ce top 20. On compte par ailleurs trois entreprises françaises (Thalès, Alcatel disparue depuis 2016 et ST Microelectronics) et deux britanniques (BT Group et BAE Systems).

En termes de secteurs d'activité, on constate la forte présence des constructeurs automobiles (Audi, Volkswagen, DaimlerChrysler, Bayerische Motoren Werke BMW, Continental Automotive, Volkswagen). Sont aussi présents des groupes diversifiés comme Siemens (santé, industrie électronique et bâtiment), Bosch, spécialisé dans le bâtiment et l'automobile,

SAP qui conçoit des logiciels, ou encore Bayer, Healthcare, entreprise pharmaceutique et agrochimique. Ainsi, l'Allemagne se positionne comme le leader européen de l'IA.

Le ■■■ 4.3 présente les 20 premiers acteurs privés français. Derrière Thalès, on trouve Alcatel avec 1 344 brevets, et Valeo avec 817 brevets. A l'échelle européenne, les leaders français montrent un retard important.

Le ■■■ 4.4 présente les 20 premiers organismes de recherche publique en Europe. Avec 1 000 brevets, le Consejo Superior de Investigaciones Cientificas espagnol est en tête du classement. Les organismes de recherche sont fortement représentés : le CNRS est 2<sup>e</sup> avec 891 brevets, le Commissariat à l'Énergie Atomique (CEA) et l'Institut Pasteur sont respectivement 4<sup>e</sup> et 5<sup>e</sup>, l'INSERM occupe la 7<sup>e</sup> place, l'INRIA la 8<sup>e</sup> et l'Institut Curie 9<sup>e</sup> place. **On compte donc six institutions françaises parmi les 10 premiers.**

En termes de qualité de brevets, les institutions françaises produisent des brevets à haute valeur économique. La taille moyenne des familles de brevets est de 2,2 pour le CNRS (versus 1,9 pour l'ensemble de ces institutions), de 2,5 pour l'Institut Pasteur, de 2,1 pour l'INSERM, de 2,2 pour l'Institut Curie. Seul l'INRIA fait exception avec une taille moyenne de 1,3. Il est probable que cet institut poursuive une stratégie propre en matière de protection intellectuelle du fait de la nature de ses activités.

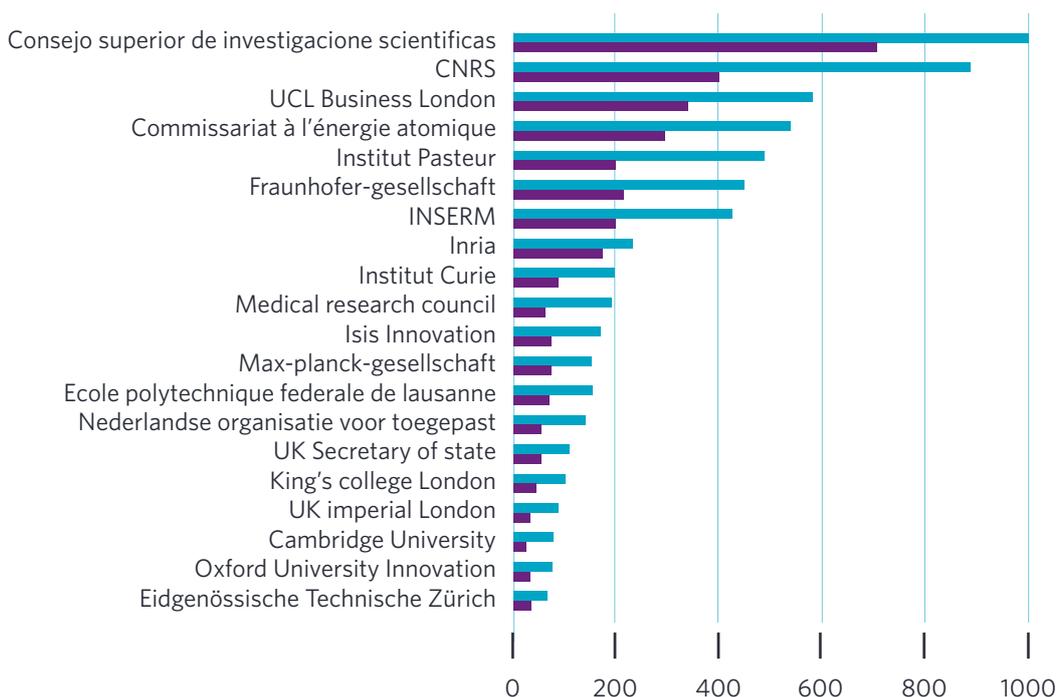
A l'opposé, la recherche publique britannique brevète peu ses avancées en IA. A l'exception de UCL Business London, on trouve le Medical Research Council et les universités d'Oxford, de Cambridge, Imperial College, King's College dans les dernières places du classement.

Une analyse plus fine montre en revanche des brevets à haute valeur économique. La taille moyenne des familles est en effet de 3 pour le Medical Research Council, de 2,4 pour Oxford, de 2,9 pour Cambridge, 2,6 pour Imperial College et de 2,3 pour King's College.

#### ■■■ 4.4 Les vingt acteurs publics européens principaux

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

■ Nombre de brevets  
■ Nombre d'inventions





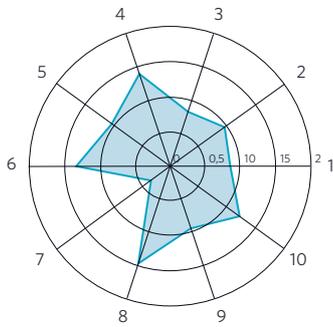
## 4.5 Les ISR des six premiers acteurs privés mondiaux

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

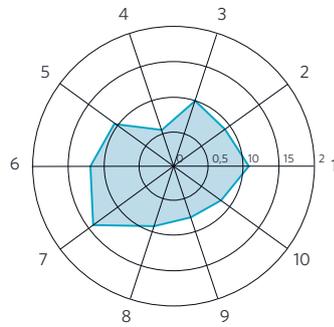
## 2.2 LES SPÉCIALISATIONS RELATIVES

Nous présentons les indices de spécialisation relative (ISR, voir annexe méthodologique) pour les 10 premières fonctions IA pour les principaux acteurs privés mondiaux. Ce rapport se concentre sur les fonctions, en laissant de côté les sciences, les techniques et les applications par souci de simplification. De plus les fonctions se situant à l'intersection des techniques et des applications, elles résument les choix stratégiques des acteurs. Une place particulière est consacrée aux GAFAM (Google, Amazon, Facebook, Apple et Microsoft) fait de leur prépondérance dans le monde numérique en dépit de leur faible présence dans le classement précédent.

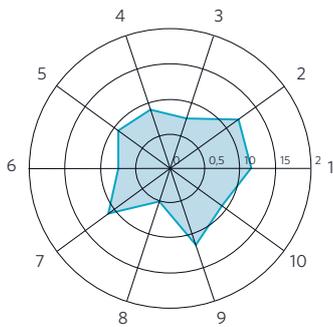
Le 4.5 présente les ISR des six premiers acteurs privés mondiaux de l'IA. Ce graphique met en évidence la spécialisation d'**IBM** en sémantique (8), en planification (6), en reconnaissance de caractères (4) et en reconnaissance vocale (10). **Intel**, pour sa part, est spécialisé en compréhension de scènes (7) et en planification (6). **Samsung** est spécialisé en biométrie (1) et en vision par ordinateur (2). **Sony** est spécialisé en reconnaissance du locuteur (9), en biométrie (1) et en vision par ordinateur (2). **NEC** est spécialisé en reconnaissance de caractères (4), en reconnaissance du locuteur (9) et en reconnaissance vocale (10). **LG Group** est spécialisé en méthodes de contrôle (3) et en compréhension de scènes.



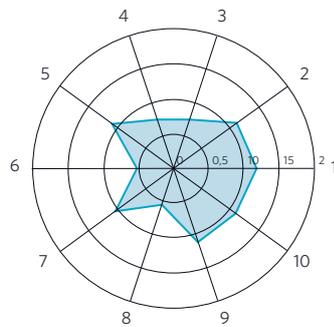
IBM



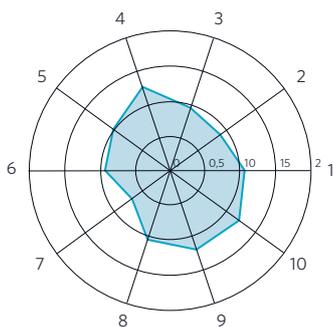
Intel



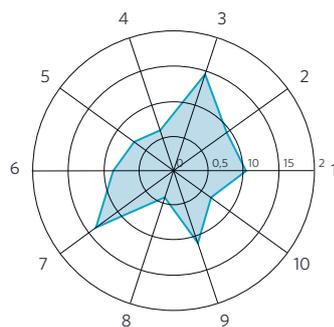
Samsung



Sony



NEC



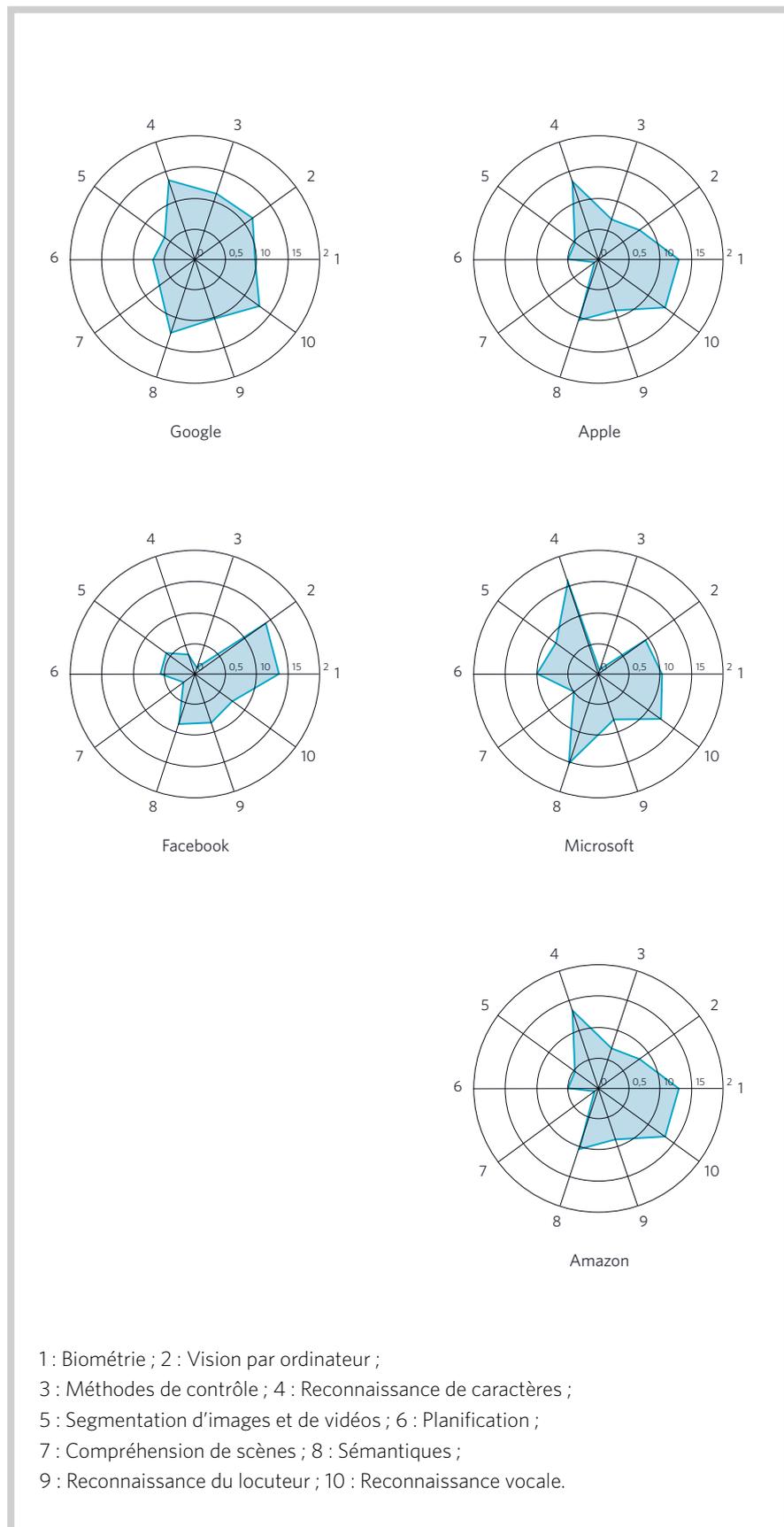
LG Group

- 1 : Biométrie ; 2 : Vision par ordinateur ;
- 3 : Méthodes de contrôle ; 4 : Reconnaissance de caractères ;
- 5 : Segmentation d'images et de vidéos ; 6 : Planification ;
- 7 : Compréhension de scènes ; 8 : Sémantiques ;
- 9 : Reconnaissance du locuteur ; 10 : Reconnaissance vocale.

Le ■■■ 4.6 présente les ISR des GAFAM. Il révèle des spécialisations fortes autour de plus de deux fonctions IA pour chacune des entreprises. **Google** bénéficie d'un avantage comparatif en reconnaissance de caractères (4), en sémantique (8) et en reconnaissance vocale (10). **Apple** est spécialisée en reconnaissance de caractères (4), en biométrie (1) et logiquement en reconnaissance vocale (10). **Facebook** est très spécialisé en vision par ordinateur (2) et en biométrie (1). **Amazon** se positionne sur la reconnaissance vocale (10) et sur les méthodes de contrôle (3). **Microsoft** est spécialisé en reconnaissance de caractères (4), en sémantique (8) et en reconnaissance vocale (10). On constate donc que Google, Apple et Microsoft sont spécialisés dans des fonctions similaires, en cohérence avec leur positionnement.

#### ■■■ 4.6 Les ISR des GAFAM

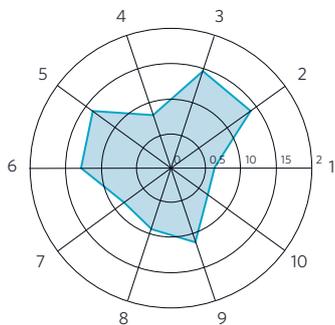
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



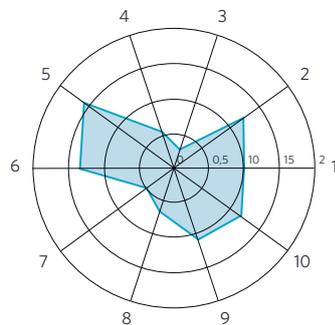


#### 4.7 Les ISR des six premiers acteurs privés européens

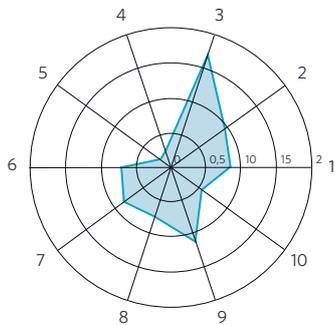
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



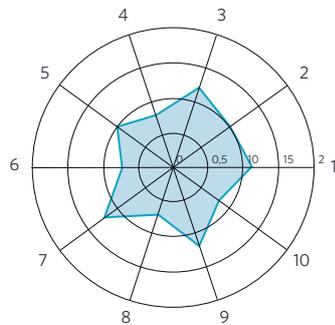
Siemens



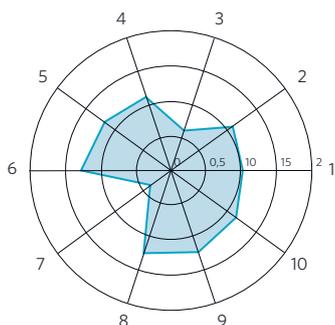
Philips



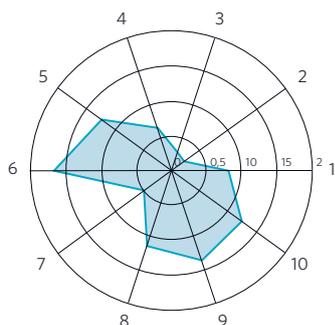
Bosch



BAE Systems



Nokia



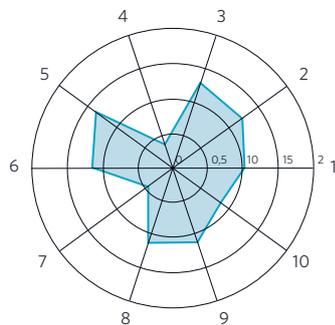
Ericsson

- 1 : Biométrie ; 2 : Vision par ordinateur ;
- 3 : Méthodes de contrôle ; 4 : Reconnaissance de caractères ;
- 5 : Segmentation d'images et de vidéos ; 6 : Planification ;
- 7 : Compréhension de scènes ; 8 : Sémantiques ;
- 9 : Reconnaissance du locuteur ; 10 : Reconnaissance vocale.

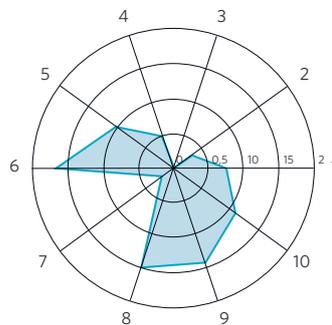
Le 4.7 présente les ISR des six premiers acteurs privés européens. **Siemens** est spécialisé en vision par ordinateur (2), en méthodes de contrôle (3), en segmentation d'images (5), en planification (6) et en reconnaissance du locuteur (9). **Philips** est spécialisé en vision par ordinateur (2), en segmentation d'images et de vidéos (5), en planification (6), et plutôt spécialisé en reconnaissance du locuteur et en reconnaissance vocale (10). **Bosch** est très spécialisé en méthodes de contrôle (3) et en reconnaissance du locuteur (9). **BAE systems** est plutôt spécialisé en biométrie (1), en méthodes de contrôle (3), en compréhension de scènes (7) et en reconnaissance du locuteur (9). **Nokia** montre un profil diversifié mais reste en retrait sur la biométrie (1), les méthodes de contrôle (3) et la compréhension de scènes (7). **Ericsson** est une entreprise spécialisée en segmentation d'images et de vidéos (5), en planification (6), en sémantiques (8), en reconnaissance du locuteur (9) et en reconnaissance vocale (10). Ainsi ces six entreprises ont toutes des profils de spécialisation distincts.

## ■ ■ ■ 4.8 Les ISR des six premiers acteurs privés français

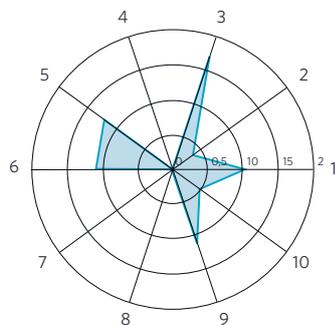
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



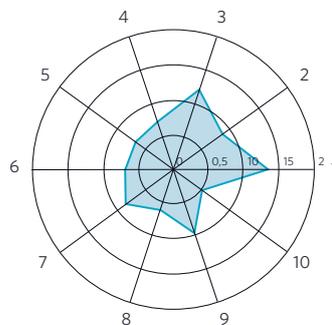
Thales



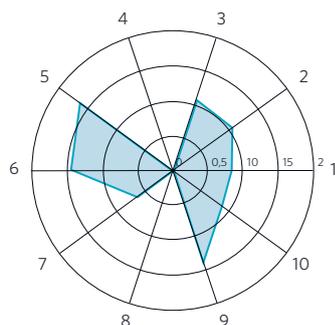
Alcatel



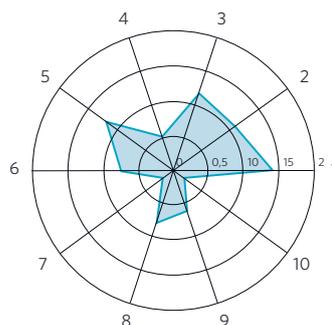
Valeo



Schneider



Schlumberger



STMicroelectronics

- 1 : Biométrie ; 2 : Vision par ordinateur ;
- 3 : Méthodes de contrôle ; 4 : Reconnaissance de caractères ;
- 5 : Segmentation d'images et de vidéos ; 6 : Planification ;
- 7 : Compréhension de scènes ; 8 : Sémantiques ;
- 9 : Reconnaissance du locuteur ; 10 : Reconnaissance vocale.

Le ■ ■ ■ 4.8 présente les six premiers acteurs privés français. **Thales** est spécialisé en vision par ordinateur (2), en méthodes de contrôle (3), en segmentation d'images et de vidéos (5), en planification (6), en sémantique (8) et en reconnaissance du locuteur (9). Alcatel est très spécialisé en planification (6), en sémantique (8), en reconnaissance du locuteur (9) et plutôt spécialisé en reconnaissance vocale (10). **Valeo**, experte des méthodes de contrôle (3) est également spécialisée en segmentation d'images et vidéos (5) et plutôt spécialisée en planification (6). **Schneider** est spécialisé en biométrie (1) et en méthodes de contrôle (3). **Schlumberger** est spécialisé en reconnaissance du locuteur (9), en planification (6) et en segmentation d'images et de vidéos (5). Enfin, **ST Microelectronics** est spécialisé en biométrie (1), en segmentation d'images et de vidéos (5), et en méthodes de contrôle (3).



### 3. ORGANISATION DE L'INNOVATION EN INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

#### 3.1 BREVETS PUBLICS, BREVETS PRIVÉS

L'essor de l'IA remet en cause la distinction habituelle entre les sciences et les techniques. Dès lors que les avancées scientifiques influencent directement les conditions d'exploitation des connaissances nouvelles, le créateur de connaissances devient, du moins potentiellement, son utilisateur le plus immédiat. La distinction entre savoirs fondamentaux et appliqués devient ainsi équivoque. La plupart des connaissances fondamentales liées à l'IA, comme les algorithmes d'associations de type DL, favorisent leur mobilisation dans des contextes concrets. A l'inverse, la mise au point de techniques génériques a également permis de repousser les frontières du savoir fondamental. Ces considérations se reflètent sur la manière dont les chercheurs en sciences sociales ont théorisé l'organisation de la recherche.

De même que l'IA questionne les frontières conceptuelles entre savoirs appliqués et savoirs fondamentaux, elle s'appuie sur des institutions publiques et privées dont la vocation n'est pas seulement, de produire des connaissances fondamentales pour les premières et des connaissances appliquées pour les secondes. Aussi acteurs privés et publics sont-ils complémentaires dans la maîtrise du triptyque Sciences-Technologies-Applications.

#### RECHERCHE PUBLIQUE ET RECHERCHE PRIVÉE : DES FRONTIÈRES DE PLUS EN PLUS FLOUES

L'opacité entre savoirs fondamentaux et savoirs appliqués questionne la distinction institutionnelle entre la sphère scientifique publique et la sphère scientifique privée. De manière schématique, se trouve d'un côté une communauté de chercheurs dont la vocation est de produire des connaissances nouvelles soumises à l'appréciation des pairs. Prestige et reconnaissance scientifique constituent ainsi les sources d'incitation à l'activité scientifique. De l'autre,

la recherche de l'efficacité économique (le profit) et/ou la création de marchés nouveaux par l'innovation composent le lot commun de la démarche entrepreneuriale. Le principe de cette distinction repose donc essentiellement sur la divergence des sources d'incitations (Dasgupta et David, 1994). Or, dès lors que les avancées scientifiques constituent des marchés potentiels, à la demande clairement identifiée, la distinction des deux principes d'incitations ne tient plus. D'une part, les chercheurs, situés à la frontière du savoir scientifique et technique, deviennent immédiatement éligibles à la démarche entrepreneuriale à l'exemple des biotechnologies. D'autre part, la recherche privée constitue également un pôle d'excellence scientifique où la maîtrise des savoirs fondamentaux représente l'une des clés de la performance économique.

Outre des frontières de plus en plus floues entre recherche privée et recherche publique, les sources mêmes de l'innovation sont remises en cause (Kline et Rosenberg, 1986). En effet, si les résultats de la recherche fondamentale ouvrent la voie à des applications nouvelles, ces mêmes applications donnent lieu à la définition de nouvelles problématiques fondamentales. Ainsi, chaque avancée s'ouvre sur de nouvelles sous-disciplines, avec des outils de recherche propres et des compétences spécifiques. Ce processus cumulatif de va-et-vient permanent accélère fortement le rythme de création de connaissances, les frontières institutionnelles se faisant de plus en plus floues.

Face à ce constat, les représentations émanant de l'économie et de la sociologie des sciences se sont grandement modifiées. Les économistes avancent dorénavant la notion de système national d'innovation (Nelson, 1993 ; Lundvall, 1992). Le SNI met en exergue les interactions entre les institutions de recherches publiques (universités et agences gouvernementales), et les entreprises ou autres organisations privées au sein du territoire national, tous acteurs de l'innovation et de la production de science et technologie. D'un point de vue théorique, les SNI sont largement ancrés dans les théories de l'innovation. L'acquisition de

compétences technologiques et organisationnelles nouvelles (par l'intermédiaire du capital humain, la formation permanente, l'assimilation des technologies initialement externes aux entreprises, etc.) nécessite, de la part des entreprises, d'importants investissements en recherche. Autrement dit, l'accès à des connaissances scientifiques et techniques externes à la sphère privée requiert de toute façon des investissements irrécouvrables en R&D émanant des entreprises, remettant encore une fois en cause la distinction traditionnelle entre recherche privée et recherche publique (Cohen et Levinthal, 1989 ; 1990).

Du côté de la sociologie des sciences (Shinn, 2002), l'articulation entre recherche publique et privée est spécifique du mode d'un nouveau mode de création de connaissance selon Gibbons et al. (1994) ou du modèle de triple hélice défendue à Leydersdorff et Etzkowitz (1996). Les deux soulignent l'idée nouvelle que la production scientifique est aujourd'hui basée sur des interactions fréquentes et étroites entre l'industrie et l'université. L'ouvrage de Gibbons et al. (1994), met en avant la rupture entre deux modes de création de connaissance. Le mode 1 de production de connaissances se caractérise par un clivage fort entre les universités et les entreprises. Le mode 2 de production de savoirs se caractérise par des interactions très étroites entre les deux sphères (scientifiques et économiques), une interdisciplinarité accrue et un pilotage des projets des recherches par l'aval, i.e. l'industrie. La triple hélice, réunissant les universités, les entreprises et l'Etat, voit dans le mode 2 de production de connaissance davantage une continuité qu'une rupture. Les modes traditionnels perdurent, mais il existe un lieu de rencontre hybride où les trois acteurs se rencontrent au gré des programmes nationaux de recherche, des incitations individuelles, et des exigences techniques. **La triple hélice est donc l'expression d'une société de plus en plus fondée sur les savoirs scientifiques et techniques où les sources de l'innovation peuvent venir d'un bout à l'autre de la chaîne de valeur (Kline et Rosenberg, 1986).**

Le  4.1 compare l'évolution des brevets déposés par les acteurs publics et par les acteurs privés. On remarque immédiatement que les entreprises privées produisent nettement plus de brevets que les institutions publiques. Pour un brevet public correspondent 4,6 brevets émanant d'acteurs privés, hors inventeurs individuels. On remarque ensuite une grande hétérogénéité entre pays. Le Japon et l'Allemagne se caractérisent par la prépondérance de l'innovation privée avec un ratio de 20 pour le premier et de 12 pour la seconde. Ces ratios contrastent avec ceux observés pour la Chine (1,9), la France (2,8) et la Corée du Sud (3,0) puisque dans ces pays, les organismes de recherche publique jouent un rôle moteur dans la génération de brevets IA. De toute évidence, ces chiffres révèlent des systèmes nationaux d'innovation radicalement différents entre pays.

Pour mettre en évidence leur dynamique respective, nous représentons l'évolution comparée des brevets publics et privés depuis 1990 ( 4.9). Au niveau mondial, nous observons une croissance plus importante de la production de brevets IA émanant des acteurs publics. Ainsi en dynamique, l'implication de la recherche publique dans ce domaine est de plus en plus importante. De plus, si les deux secteurs connaissent une croissance plutôt linéaire sur la période, on constate une dynamique nettement plus forte du secteur public depuis 2009.

Pour le cas de la France, nous constatons une augmentation linéaire et similaire des deux secteurs, avec une accélération du nombre de brevets déposés par le secteur public dès 2009. Ainsi la recherche publique devient un acteur essentiel du développement de l'IA. Le constat est similaire pour l'Allemagne, en dépit de la moindre implication de la recherche publique dans la production de brevet IA.

Pour les autres pays, les dynamiques sont extrêmement contrastées. En Corée du Sud, la dynamique de la recherche publique est remarquable. Cette croissance exponentielle est davantage l'expression d'une recherche publique initialement inexistante. Le cas du Japon est similaire au cas coréen, avec un essor de la recherche publique se situant à la fin des années 90. Enfin, aux États-Unis, au Royaume-Uni et en Chine, la croissance des brevets en IA est impulsée acteurs privés.

#### 4.1 Nationalité et appartenance institutionnelle des acteurs impliqués dans les brevets

Lecture : En Chine, pour un brevet émanant d'une institution publique de recherche, correspond 1,9 brevet privé.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

	Privé	Public	Privé / public
Monde	660 694	143 311	4.6
France	11 861	4 213	2.8
Allemagne	28 666	2 327	12.3
Chine	136 517	71 323	1.9
Corée du Sud	38 182	12 710	3.0
États-Unis	204 931	23 262	8.8
Japon	101 747	4 982	20.4
Royaume-Uni	9 956	1 954	5.1

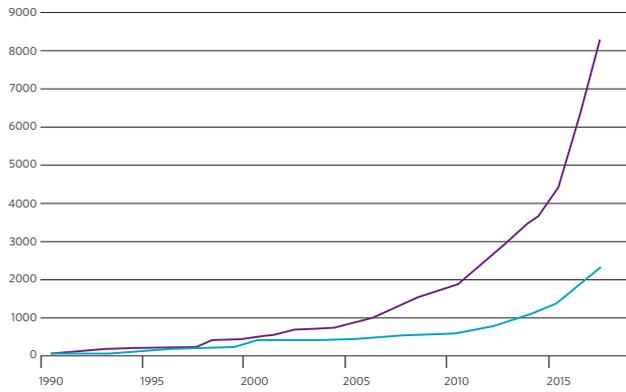


## 4.9 Évolution du nombre de brevets IA privés et publics par pays (base 100 en 1990)

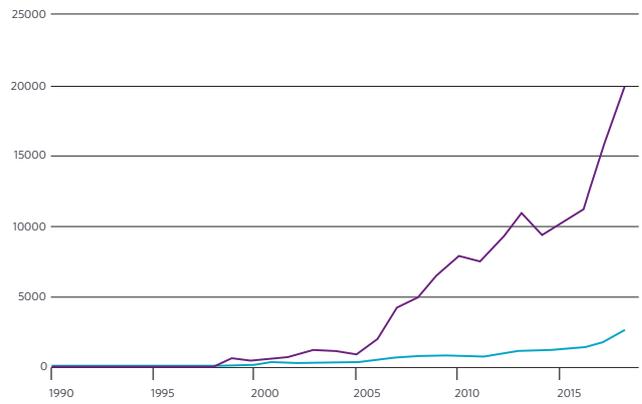
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

Publics — Privés —

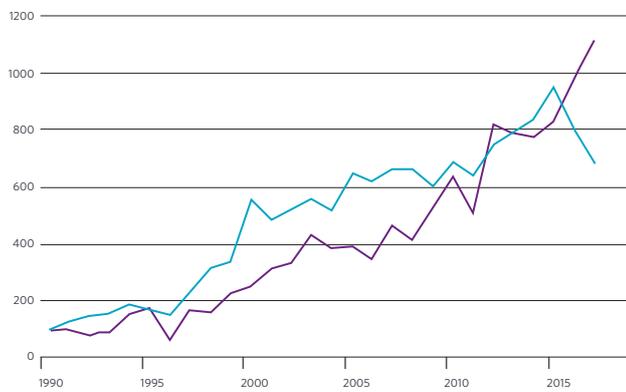
### Monde



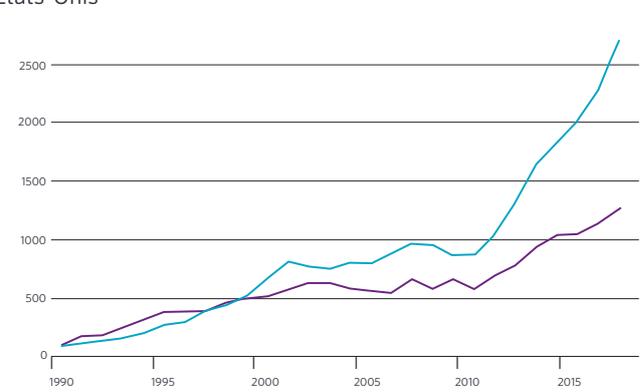
### Corée du Sud



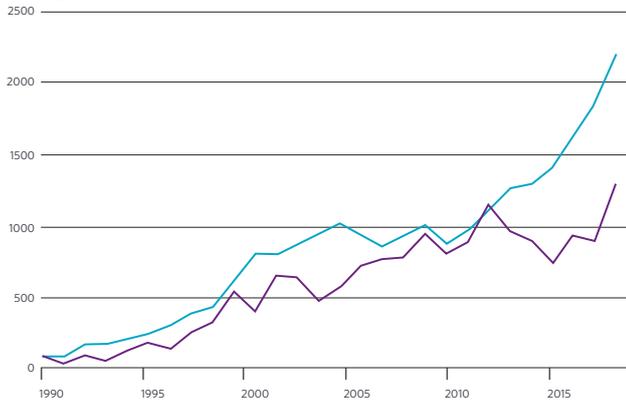
### France



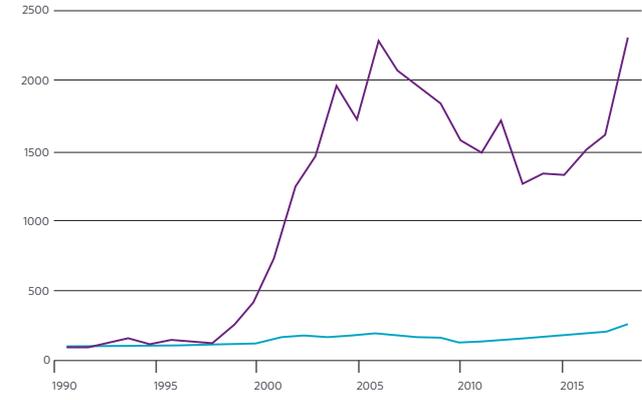
### Etats-Unis



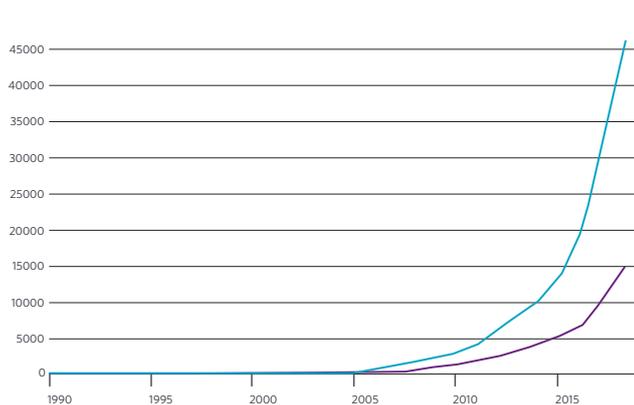
### Allemagne



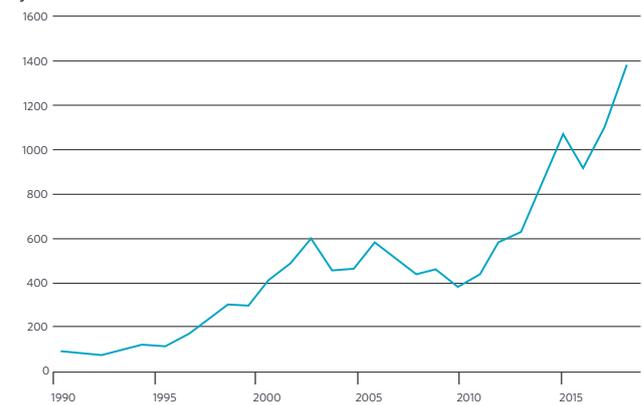
### Japon



### Chine



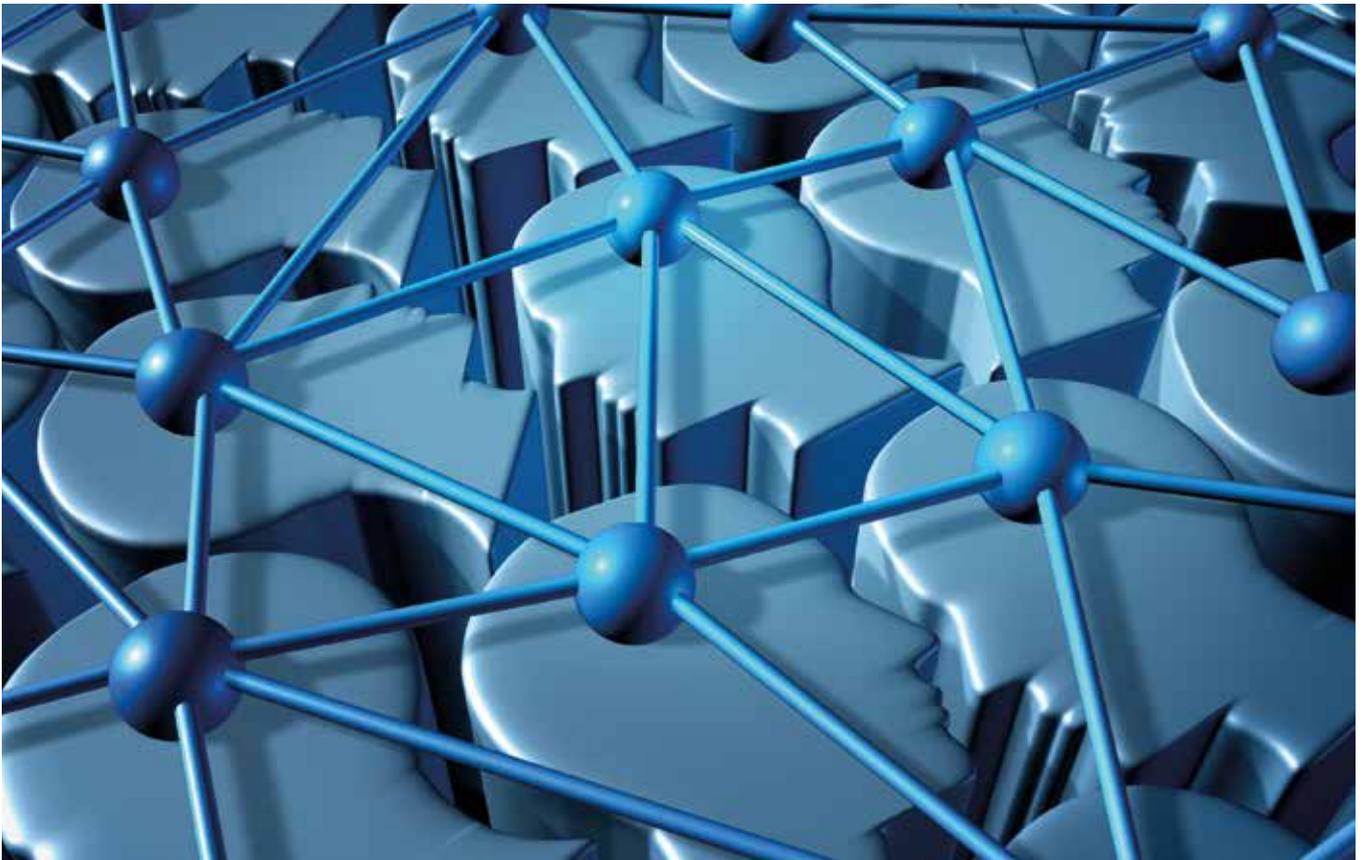
### Royaume-Uni



### 3.2 LES RÉSEAUX DE COLLABORATION AVEC ACTEURS PRIVÉS ET ACTEURS PUBLICS

Dans les industries à forte intensité de connaissances, la maîtrise d'un large éventail de connaissances scientifiques et techniques s'avère souvent irréalisable pour une organisation isolée. Aussi les entreprises développent-elles des arrangements inter-organisationnels afin de maîtriser une gamme plus large de savoirs. Les faits empiriques corroborent l'idée selon laquelle les entreprises sont intégrées dans des réseaux complexes d'alliances et de collaborations. Plusieurs études tendent à montrer que les entreprises en interaction intense ont tendance à atteindre des niveaux de performance plus élevés (Powell, Koput et Smith-Doerr, 1996a). En fait, ce n'est pas le simple nombre d'alliances qui s'avère important. La position centrale de l'entreprise et la densité de son réseau renforcent leur performance innovante, leur valeur marchande et leur résultat d'exploitation (Afuah, AN et Utterback, 1997 ; Baum, Calabrese et Silverman, 2000 ; Stuart, 2000 ; Stuart, Hwang et Hybels, 1999).

Dans cette section, nous mettons en évidence les réseaux de collaborations des différents acteurs de l'IA. En effet, un brevet est la plupart du temps le fruit d'un travail collectif regroupant plusieurs inventeurs. Lorsque ceux-ci sont affiliés à différentes organisations (entreprises, universités, etc.), ils révèlent une collaboration contractuelle (formelle) ou informelle entre institutions. Ce sont ces réseaux que nous présentons maintenant. Notre matériau de base est le co-brevet, c'est-à-dire les brevets appartenant à plusieurs organisations. Dans la base de 860 000 brevets IA, nous comptons une minorité de co-brevets, environ 40 000. Par ailleurs, dans ce qui suit, nous ne retenons que les acteurs ayant au minimum 50 co-brevets, afin de réduire le paysage aux acteurs les plus impliqués dans les collaborations. Cela représente un peu plus de 10 000 co-brevets pour 166 acteurs. Ces 166 acteurs établissent 572 liens entre eux, sur les 13 695 liens potentiels ( $166 \times 165 \div 2$ ). Chaque lien peut correspondre à plusieurs co-brevets. Chacun de ces co-brevets est ensuite caractérisé par la nationalité et la nature des acteurs impliqués.





Le **4.2** présente les principales caractéristiques des acteurs impliqués dans les co-brevets, selon leur nationalité et leur appartenance institutionnelle. Ceux-ci peuvent être de même nationalité, être exclusivement privés ou publics, ou être au contraire hybrides en rassemblant des acteurs publics et privés et/ou de nationalité différente. Le tableau présente également les fréquences théoriques, i.e. le nombre de co-brevets attendus sous hypothèse d'indépendance entre la nationalité des acteurs et leur appartenance institutionnelle. Enfin, la dernière colonne du tableau nous renseigne sur la significativité statistique de cette relation. Cette décomposition est opérée pour l'ensemble des co-brevets observés dans le monde, et pour chacun des pays clés.

Dans l'ensemble, nous observons que les co-brevets concernent essentiellement les acteurs privés (plus de 7 000 co-brevets entre acteurs privés, et plus de 2 000 co-brevets entre acteurs publics et privés, soit 90% des co-brevets). Les brevets impliquant au moins un acteur public représentent 30% des co-brevets. Dans le même ordre d'idée, la très grande majorité des collaborations sont intra-nationales (presque 90%), seulement un co-brevet sur 10 rassemble des acteurs de nationalités différentes.

Notons une différence majeure entre acteurs publics et privés : les entreprises privilégient les collaborations intra-nationales, alors que les collaborations impliquant au moins un acteur public sont davantage tournées vers l'international.

#### **4.2 Nationalité et appartenance institutionnelle des acteurs impliqués dans les co-brevets**

Lecture : Le nombre observé de co-brevets entre deux acteurs privés de même nationalité, dans le monde, s'élève à 6 233. Les fréquences théoriques, construites sous l'hypothèse d'indépendance entre la nature privée ou publique des partenaires et leur caractère international, sont entre parenthèses. La dernière colonne représente la conclusion d'un test du Khi-deux. Il nous renseigne sur l'indépendance des choix de partenariat. Par exemple en France, le choix de la nationalité du partenaire (Français ou étranger) dépend également de sa nature publique ou privée. En effet en France, les partenaires de nationalité étrangère impliquent des partenaires privés. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

	Nationalités identiques			Nationalités différentes			Indépendance
	Privé-Privé	Privé-Public	Public-Public	Privé-Privé	Privé-Public	Public-Public	
Monde	6 233 (6 144.5)	1 784 (1 865.4)	848 (855.1)	773 (861.5)	343 (261.5)	127 (119.9)	Non
France	0 (48.1)	22 (45.9)	386 (314.0)	65 (16.9)	40 (16.1)	38 (110.0)	Non
Allemagne	151 (113.9)	0 (37.1)	-	79 (116.1)	75 (37.9)	-	Non
Chine	4 260 (4 285.2)	992 (969.4)	91 (88.4)	492 (466.8)	83 (105.6)	7 (9.6)	Oui
Corée du Sud	553 (548.5)	391 (396.5)	42 (41.0)	35 (39.5)	34 (28.5)	32 (3.0)	Oui
États-Unis	209 (206.9)	254 (297.3)	286 (244.8)	130 (132.1)	233 (189.7)	115 (156.2)	Non
Japon	807 (757.9)	125 (174.0)	3 (3.0)	199 (248.1)	106 (57)	1 (1.0)	Non

Nous faisons par ailleurs les constats suivants :

- **La position de la France est singulière.** On remarque en effet l'absence de collaboration intra-nationale en France entre acteurs privés. **Toutes les collaborations privées de co- brevets en France impliquent un acteur étranger. En revanche, on observe un fort niveau de collaboration entre les diverses institutions de recherche publiques françaises (386 co- brevets), et peu s'ouvrent à l'international (38 seulement).** Les collaborations en innovation IA formalisées par un co-brevet sont quasi-exclusivement le fruit de collaborations publiques.
- Les réseaux de collaboration en co-brevets IA de **l'Allemagne** montrent une **impulsion contraire à celle de la France.** Les brevets entre acteurs allemands sont exclusivement portés par des acteurs privés. Les institutions publiques de recherche impliquées dans des co- brevets sont situées à l'étranger. En volume, les réseaux allemands semblent en retrait.
- Relativement à leur production de brevets, les **États-Unis** montrent un très faible niveau de collaboration. Toutefois, comme dans le cas de l'Allemagne, quand des acteurs américains sont impliqués dans un co-brevet, cela implique souvent un acteur étranger.
- La **Chine**, la **Corée du Sud** et le **Japon** se conforment globalement aux faits observés au niveau mondial. Les collaborations sont impulsées par les acteurs privés, avec une forte dominante des collaborations intra-nationales.

**Les ■■■ 4.10 à 4.16 fournissent une représentation des réseaux de collaborations issus des co-brevets pour l'ensemble du monde (■■■ 4.10), pour la France (■■■ 4.11), pour l'Allemagne (■■■ 4.12), pour la Chine (■■■ 4.13), pour la Corée du Sud (■■■ 4.14), pour les États-Unis (■■■ 4.15), pour le Japon (■■■ 4.16).** Pour chaque graphique, les sommets verts représentent des acteurs privés, les sommets mauves des universités, les sommets orangés des instituts de recherche publics, les sommets bleu clair les autres universités et instituts de recherche. Enfin, les liens prennent la couleur des acteurs impliqués lorsque ceux-ci sont de même nature institutionnelle. Au niveau mondial, il ressort bien évidemment une certaine complexité. Conformément à nos propos précédents, les collaborations entre acteurs privés dominent les co-brevets. Au niveau mondial, les acteurs japonais (NIC, Toyota), chinois (State Grid Corporation of China, China Electric Power Research Institute) et américains (Ford, Université de Californie, MIT) se singularisent. La partie orange du réseau correspond aux institutions publiques françaises (CNRS, Institut Pasteur, Institut Pierre et Marie Curie, INSERM).

Chaque graphe montre un système national d'innovation particulier :

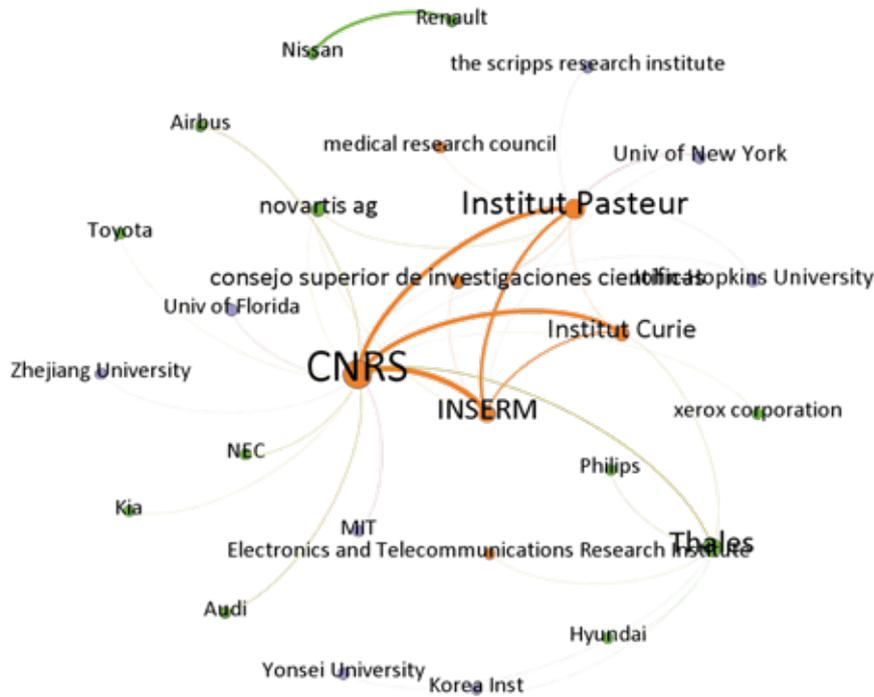
- La diversité des profils nous invite à rester circonspects vis-à-vis des politiques de soutien à l'intelligence artificielle qui consisteraient à imiter les politiques mises en œuvre dans un pays étalon. Ces stratégies doivent au contraire s'appuyer sur les acteurs clés. En France par exemple, la vigueur de la recherche publique dans le domaine de l'IA nécessite que le décideur politique s'appuie sur les chercheurs du public puis pense avec eux les conditions d'un transfert technologique vers des acteurs plus proches des marchés.
- Si l'Europe est en retrait, doit-on envisager la construction d'un modèle européen de d'innovation IA ? La différence observée entre les systèmes d'innovation allemands et français questionne quant à leur complémentarité ou à leur substitution. **Comment les articuler de manière à renforcer la position des acteurs clés des deux pays ? Il revient aux décideurs publics d'imaginer des organisations innovantes, étant dorénavant acté qu'être exclu des développements futurs de l'intelligence artificielle serait synonyme de perte d'influence et de rayonnement au niveau international.**





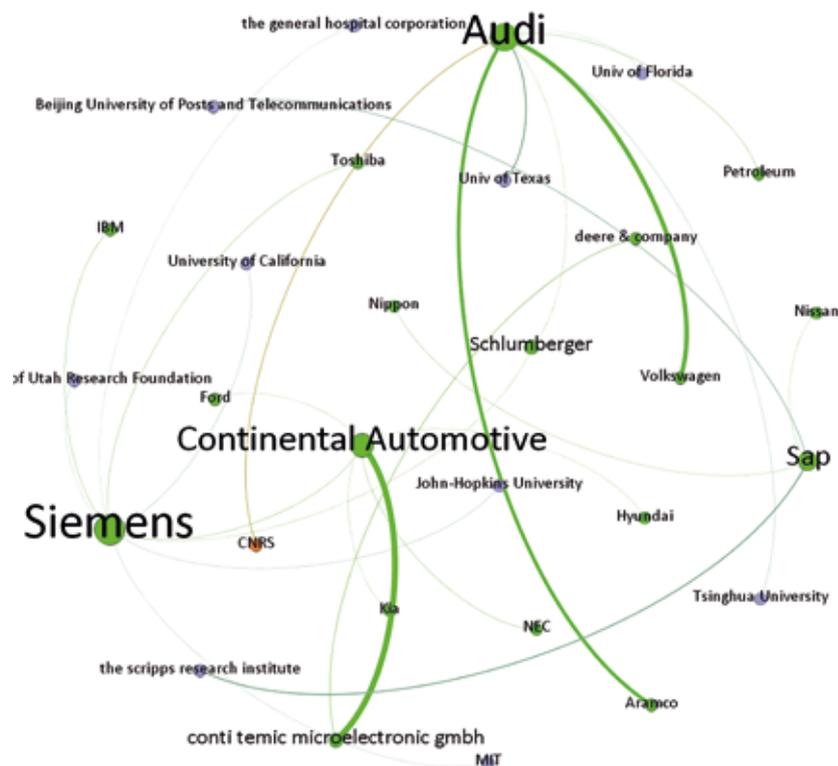
#### 4.11 Le réseau de collaboration des principaux acteurs français en IA

Légende pour la couleur des sommets. Vert : acteur privé ; Mauve : université ; Orange : institut de recherche public ; bleu clair : université et institut de recherche. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



#### 4.12 Le réseau de collaboration des principaux acteurs allemands en IA

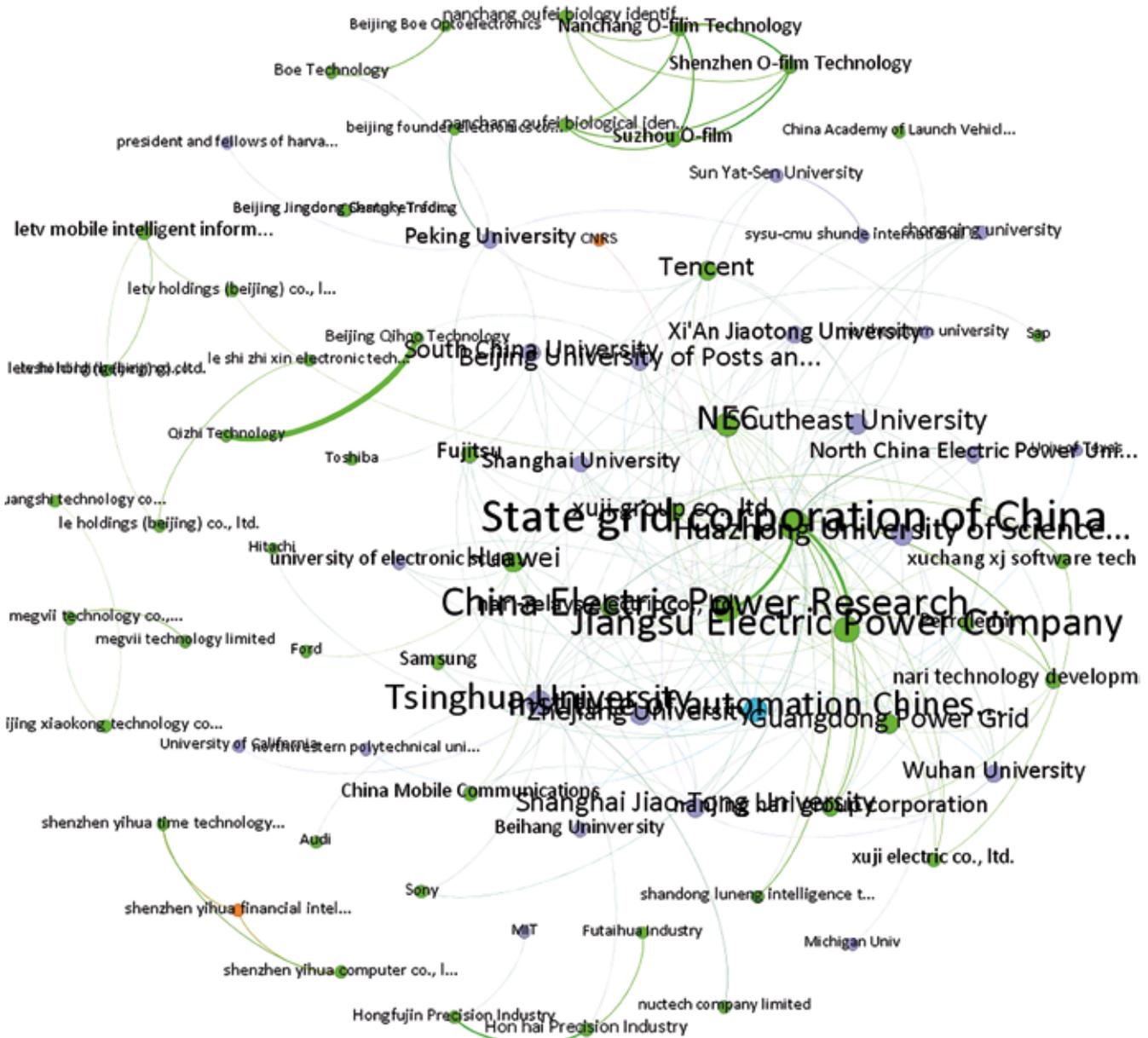
Légende pour la couleur des sommets. Vert : acteur privé ; Mauve : université ; Orange : institut de recherche public ; bleu clair : université et institut de recherche. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





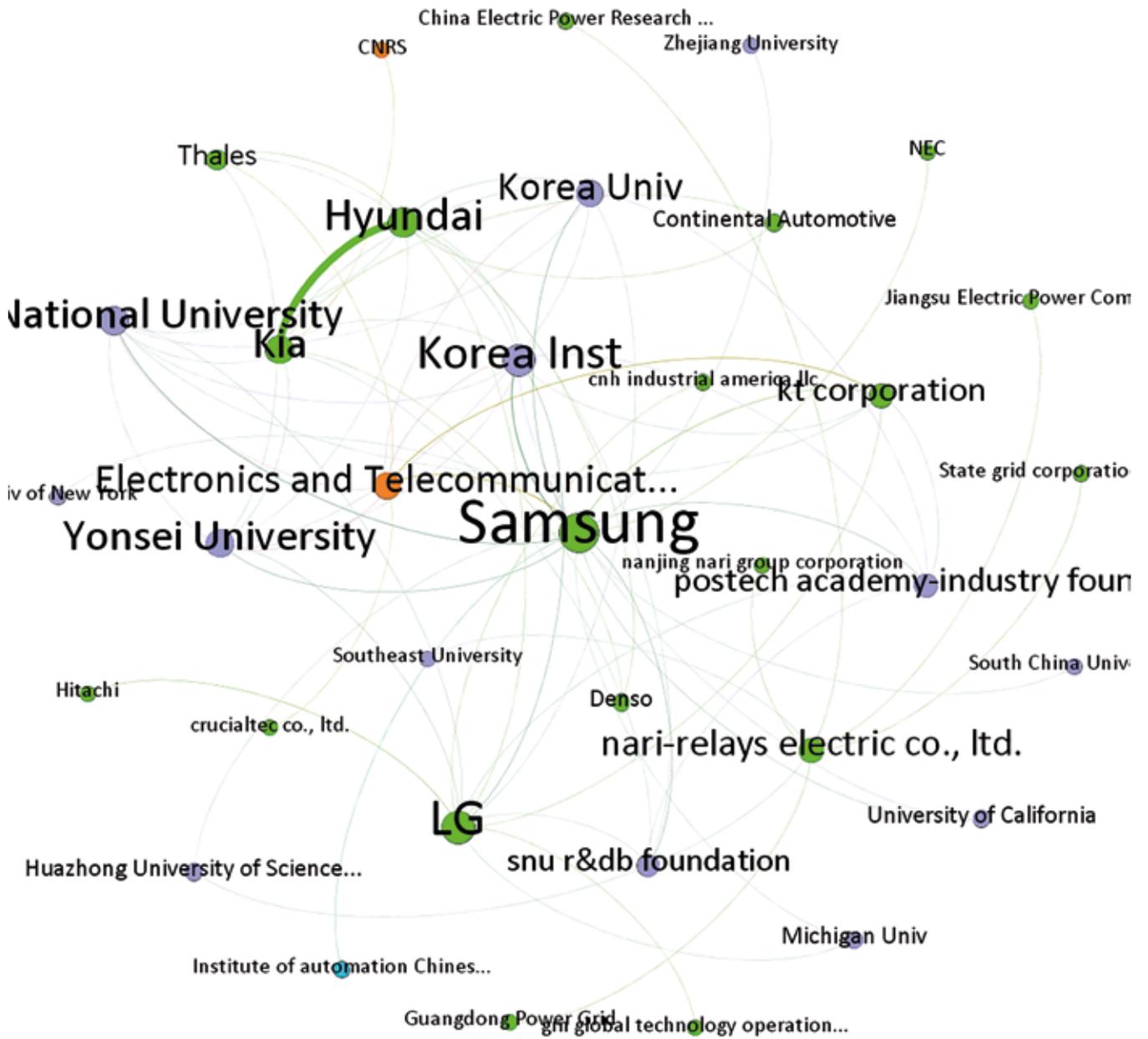
### 4.13 Le réseau de collaboration des principaux acteurs chinois en IA

Légende pour la couleur des sommets. Vert : acteur privé ; Mauve : université ; Orange : institut de recherche public ; bleu clair : université et institut de recherche. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs



#### 4.14 Le réseau de collaboration des principaux acteurs coréens en IA

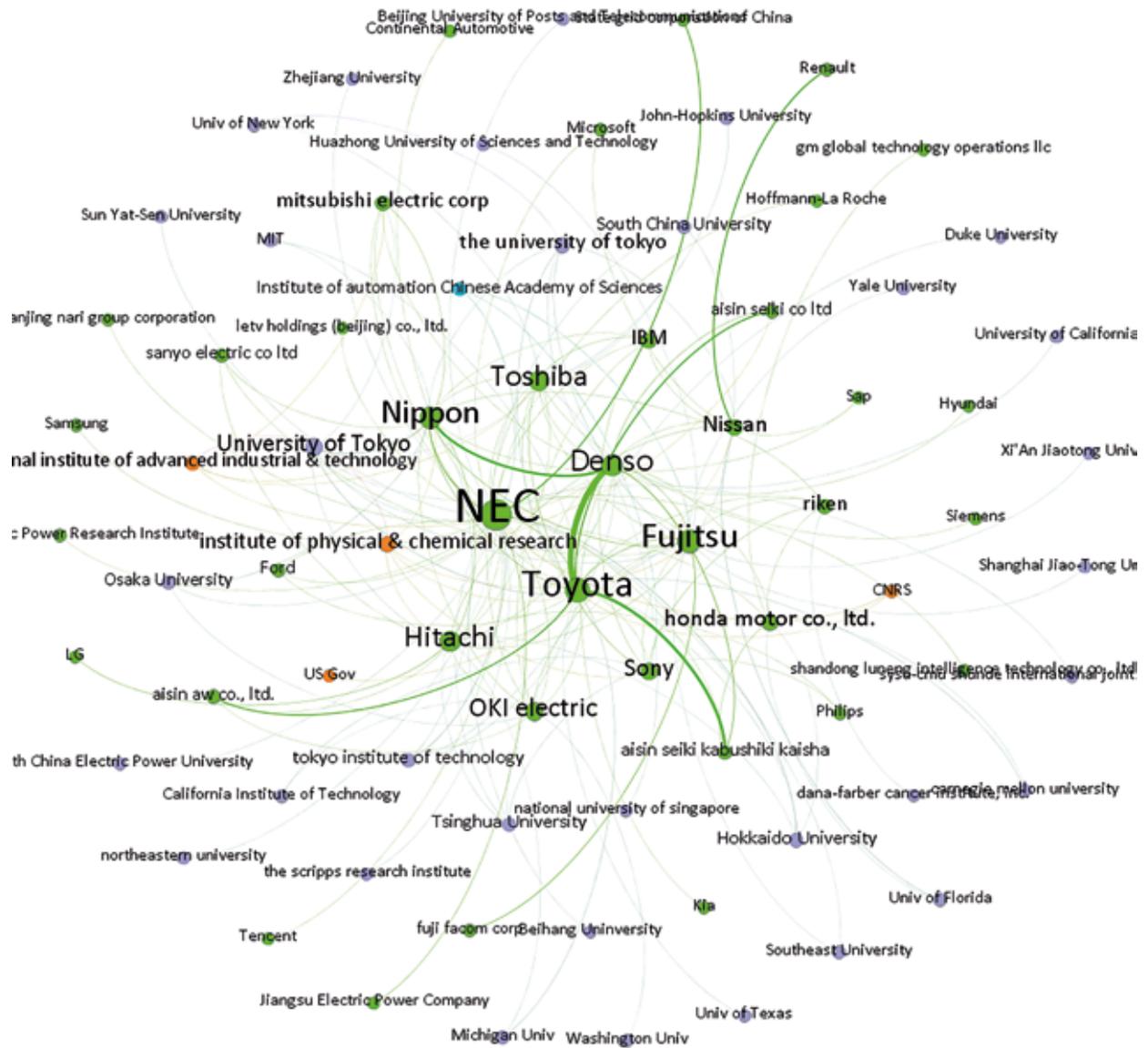
Légende pour la couleur des sommets. Vert : acteur privé ; Mauve : université ; Orange : institut de recherche public ; bleu clair : université et institut de recherche. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





#### 4.16 Le réseau de collaboration des principaux acteurs japonais en IA

Légende pour la couleur des sommets. Vert : acteur privé ; Mauve : université ; Orange : institut de recherche public ; bleu clair : université et institut de recherche. Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.





## 4. LES POINTS ESSENTIELS À RETENIR

**01** Le géant américain du matériel informatique IBM est le leader incontesté du domaine et possède presque 16 000 brevets correspondant à un peu plus de 10 000 inventions (familles de brevets). En deuxième position, on retrouve Intel, un autre acteur américain avec plus de 14 000 brevets. Samsung, le géant coréen de l'électronique, est classé troisième avec 13 243 brevets, suivi de Microsoft et NEC. L'absence des GAFAs résulte de leur stratégie d'appropriation industrielle qui ne donne pas la priorité aux brevets.

**02** On remarque la faible présence d'entreprises européennes parmi les acteurs majeurs de l'IA. Siemens, le leader européen avec 7 628 brevets, possède moins de la moitié du nombre de brevets détenus par IBM (15 931 brevets). Siemens et Philips sont les deux acteurs européens les plus importants. Avec presque la moitié du nombre de brevets détenus par Philips, Bosch suit avec 3 836 brevets.

**03** Thalès, premier acteur privé français et quatrième européen, comptabilise 2 981 brevets. Ensuite, on trouve Alcatel avec 1 344 brevets, et Valeo avec 817 brevets. Si ce volume paraît significatif, il n'en reste pas moins qu'à l'échelle mondiale, les leaders français sont des acteurs périphériques.

**04** Les organismes de recherche publics sont le fer de lance de l'innovation IA en France. Avec 891 brevets, le CNRS est suivi par le Commissariat à l'Énergie Atomique (CEA), l'Institut Pasteur, l'INSERM, l'INRIA puis l'Institut Curie.

**05** La qualité des brevets IA des organismes de recherche français est remarquable avec une production de brevets à forte valeur économique.

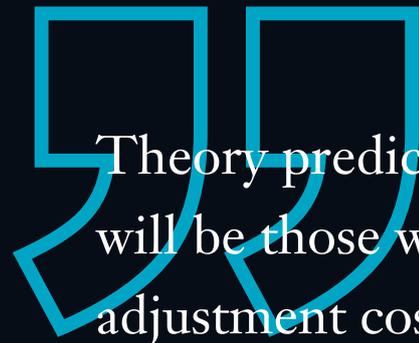
**06** Nous observons une organisation publique/privée spécifique à chaque région du monde. En Europe, la croissance de l'IA s'est effectuée avec un développement concomitant de la recherche publique et de la recherche privée. Dans le cas asiatique (Corée du Sud et Japon), les acteurs publics prennent une part croissante dans l'innovation IA, cette dynamique étant l'expression d'une recherche publique initialement atone. Enfin aux États-Unis, la base technologique de l'IA repose sur l'innovation des acteurs privés. La recherche publique est significative mais néanmoins en recul.

**07** Nous comptons une minorité de co-brevets, environ 40 000, soit moins de 5% de l'ensemble. Ils concernent essentiellement les acteurs privés (plus de 7 000 co-brevets entre acteurs privés, et plus de 2 000 co-brevets entre acteurs publics et privés, soit 90% des co-brevets). Les brevets impliquant au moins un acteur public représentent 30% des co-brevets. Dans le même ordre d'idée, la très grande majorité des collaborations sont intra-nationales (presque 90%). Les entreprises privilégient les collaborations intra-nationales, alors que les collaborations impliquant au moins un acteur public sont davantage tournées vers l'international.

**08** Il existe un fort niveau de collaboration entre les diverses institutions publiques de recherche en France. Elles sont toutefois peu ouvertes aux collaborations internationales. Les réseaux de collaboration en co-brevets IA de l'Allemagne montrent une impulsion contraire à celle de la France. Les brevets entre acteurs allemands sont exclusivement portés par des acteurs privés. Lorsque ces entreprises collaborent avec des institutions de recherche publiques, il s'agit de laboratoires étrangers.

**09** En France, la vigueur de la recherche publique dans le domaine de l'IA implique que le décideur public ne peut que s'appuyer sur les chercheurs du public notamment pour créer avec eux les conditions d'un transfert technologique vers des acteurs plus proches des marchés.

**10** La différence observée entre les systèmes d'innovation allemand et français nous questionne quant à leur complémentarité. Il revient aux décideurs publics d'imaginer des organisations innovantes, sachant qu'être exclu des développements futurs de l'intelligence artificielle serait synonyme de perte d'influence et de rayonnement international.



Theory predicts that the winners will be those with the lowest adjustment costs and that put as many of the right complements in place as possible. This is partly a matter of good fortune, but with the right road map, it is also something for which they, and all of us, can prepare.”

Erik Brynjolfsson, Daniel Rock, and Chad Syverson “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox”

# BIBLIOGRAPHIE

- ABERNATHY W. J. et J. M. UTTERBACK, *Technology Review*, "Pattern of Industrial Innovation", 1978. pp. 40-47
- ACEMOGLU D. et P. RESTREPO, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", 2018. 57 p.
- ACEMOGLU D. et P. RESTREPO, *Journal of Economic Perspectives*, "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor", 2019. pp. 3-30.
- ADERMON A. et M. GUSTAVSSON, *The Scandinavian Journal of Economics*, "Job Polarization and Task- Biased Technological Change: Evidence from Sweden, 1975-2005", 2015. pp. 878-917
- AFUAH A. N. et J. M. UTTERBACK, *Industrial and Corporate Change*, "Responding to Structural Industry Changes: A Technological Evolution Perspective", 1997. pp. 183-202
- AGHION P., ANTONIN C. et S. BUNEL, *Économie et Statistique/Economics and Statistics*, "Artificial Intelligence, Growth and Employment: The Role of Policy", 2019. pp. 149-164
- AGHION, PH, JONES, B.F. AND C. I. JONES, *Artificial Intelligence and Economic Growth*, in *The Economics of Artificial Intelligence*, Agrawal, A., Gans, J., and A. Goldfarb (Editors), NBER Conference Report, The university of Chicago Press, Chicago and London, 2019. 630 p.
- AGRAWAL A. K., GANS J. S. et A. GOLDFARB, *Journal of Economic Perspectives* "Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction", 2019. pp. 31-50
- AGRAWAL A. K., GANS J. S. et A. GOLDFARB, *Innovation Policy and the Economy* "Economics Policy for Artificial Intelligence", 2018, 26 p.
- ANDERSON P. et M. L. TUSHMAN, *Administrative Science Quarterly*, "Technological Discontinuities and Dominant Designs: A Cyclical Model of Technological Change", 1990. pp. 604-633
- ANDREWS E. L. 2020 "AI's Carbon Footprinting Problem", HAI Stanford University Human-Centered Artificial Intelligence (<https://hai.stanford.edu/news/ais-carbon-footprint-problem>)
- ARCHIBUGI D., *Science and Public Policy*, "Patenting as an indicator of technological innovation: a review", 1992. pp. 357-368
- ARNTZ M., GREGORY T. et U. ZIERAHN, *Economics Letters*, "Revisiting the Risks of Automation", 2017. pp. 157-160
- ARORA A. et A. GAMBARDELLA, *Research Policy*, "The changing technology of technological change: general and abstract knowledge and the division of innovative labour", 1994. pp. 523-532
- AUTOR D. et A. SALOMONS, "Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share", 2018. 87 p.
- AUTOR D. H., LEVY F. et R. J. MURNANE, *Quarterly journal of Economics*, "The Skill Content of Recent Technological Change: An empirical exploration", 1998. pp. 1279-1333
- AUTOR D., *Journal of Economics Perspectives*, "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", 2015. pp. 3-30
- AUTOR D., *Science*, "Skills, education, and the rise of earnings inequality among the other 99 percent", 2014. pp. 843-851
- BABINA T., FEDYK A., XI HE A. et J. HODSON, Working Paper "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Industry Concentration", 2021. 77 p.
- BAUM J. A., CALABRESE T. et B. SILVERMAN, *Strategic Management Journal*, "Don't Go It Alone: Alliance Network Composition and Startups' Performance in Canadian Biotechnology", 2000. pp. 267- 294
- BELLMAN, R. (1978), *An Introduction to Artificial Intelligence: Can Computers Think?* Boyd & Fraser Publishing Company, 1978 - Artificial intelligence - 146 p.
- BESSEN J., *Economic Policy* "Automation and Jobs: When technology boosts employment", 2019. pp. 589-626
- BRESNAHAN T., BRYNJOLFSSON E. et L. M. HITT, *The Quarterly Journal of Economics*, "Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence", 2002. pp. 339-376
- BRESNAHAN, T. ET TRAJTENBERG, M. "General Purpose Technologies: Engines of Growth.", *Journal of Econometrics* Vol.65, 1998. pp. 83-108.
- BRYNJOLFSSON E. et A. MCAFEE, "The Second Machine Age", 2014. 141 p.
- BRYNJOLFSSON E. et T. MITCHELL, *AEA Papers and Proceedings*, "What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy?", 2017. pp. 43-47
- BRYNJOLFSSON, E., ROCK, D. AND C. SYVERSON, *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A clash of Expectations and Statistics*, in *The Economics of Artificial Intelligence*, Agrawal, A., Gans, J., and A. Goldfarb (Editors), NBER Conference Report, The university of Chicago Press, Chicago and London, 2019. 630 p.
- CANTWELL J. et F. M. FAI, *Journal of Evolutionary Economics*, " Firms as the source of innovation and growth: the evolution of technological competence", 1999. pp. 331-366

- CANTWELL J. et L. PISCITELLO, *Industrial and Corporate Change*, "Accumulating Technological Competence: Its Changing Impact on Corporate Diversification and Internationalization", 1999. pp. 21-51
- CHANEY, E., 2021, "Une critique de la raison décroissante », *Telos* (<https://www.telos-eu.com/fr/economie/une-critique-de-la-raison-decroissantiste.html>)
- CHARNIAK, E. ET D. MCDERMOTT *Introduction to Artificial Intelligence*. Reading, Mass.: Addison-Wesley, 1985
- CIARLI, T. KENNEY, M., MASSINI, S. et L. PISCITELLO, *Digital technologies, innovation, and skills: Emerging trajectories and challenges*, *Research Policy*, 2021. pp. 104-289
- COCKBURN, I.M., HENDERSON, R. AND S. STERN, *The Impact of Artificial Intelligence on Innovation*, in *The Economics of Artificial Intelligence*, Agrawal, A., Gans, J., and A. Goldfarb (Editors), NBER Conference Report, The University of Chicago Press, Chicago and London, 2019. 630 p.
- COHEN W. M. et D. A. LEVINTHAL, *Administrative Science Quarterly*, "Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation", 1990. pp. 128-152
- COHEN W. M. et D. A. LEVINTHAL, *The Economic Journal*, "Innovation and learning: the two faces of R&D", 1989. pp. 569-596
- COREA, F. *An Introduction to Data: Everything You Need to Know About AI, Big Data and Data Science*. Germany: Springer International Publishing, 2018. 131 p.
- DASGUPTA P. et P. DAVID, *Research Policy*, "Toward a new economics of science", 1994. pp. 487-521
- DEMING D., *The Quarterly Journal of Economics*, "The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market", 2017. pp. 1593-1640
- DODGE, J., S. GURURANGAN, D. CARD, R. SCHWARTZ, et N.A. SMITH. *Show your work: Improved reporting of experimental results*. In *Proc. of EMNLP*, 2019.
- DOSI G., *Research Policy*, "Technological paradigms and technological trajectories: A suggested interpretation of the determinants and directions of technical change", 1982. pp. 147-162
- DUTTON T., *medium.com*, "An Overview of National AI Strategies", 28/06/2018, [medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd](https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd)
- ELINA S., "Candy Shop Slaughter : le premier jeu video créé par une IA", 21/06/2021, [lebigdata.fr/ia-cree-jeu-video](https://lebigdata.fr/ia-cree-jeu-video)
- ESTEVA A., KUPREL B., NOVOA R. A., KO J., SWETTER S. M., BLAU H. M. ET S. THRUN, *Nature* "Dermatologist- level classification of skin cancer with deep neural networks", 2017. pp. 115-118
- FAI F. M., *Corporate Technological Competence and the Evolution of Technological Diversification*, Edward Elgar Publishing, 2003. 194 p.
- FELTEN, E., RAJ, M., SEAMANS, R., *Academy of Management Proceedings* The effect of artificial intelligence on human labor: An ability- based approach. 2019. p.15784
- GIBBONS M., LIMOGES C., NOWOTNY H., SCHWARTZMAN S., SCOTT P. et M. TROW, "The New Production of Knowledge", 1994. 16 p.
- GOOS, M., MANNING, A., *Review of Economics and Statistics*, *Lousy and lovely jobs: the rising polarization of work in Britain*, 2007. pp. 118-133.
- GOOS, M., MANNING, A., SALOMONS, A., *American Economic Review*, *Job polarization in Europe*, 2009. pp. 58- 63.
- GORDON R. J., *American Economics Review: Papers & Proceedings 2015*, "The Economics of Secular Stagnation", 2015. pp. 54-59
- GORT M. et S. KLEPPER, *Economic Journal*, "Time paths in the diffusion of product innovations", 1982. pp. 630-653
- GRILICHES Z., *Journal of Economic Literature*, "Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey", 1990. pp. 1661-1707
- GRILLI L., PEDOTA M. et L. PISCITELLO, *DRUID Conference*, "Technology adoption and upskilling in the wake of Industry 4.0", 2020. 35 p.
- GRUPP H., *EconPapers*, "The measurement of technical performance of innovations by technometrics and its impact on established technology indicators", 1994. pp. 175-198
- HENDERSON R. et I. COCKBURN, *Strategic Management Journal*, "measuring competence? exploring firm effects in pharmaceutical research", 1994. pp. 63-84
- HUANG, J., V. RATHOD, C. SUN, M. ZHU, A. KORATTIKARA, A. FATHI, I. FISCHER, Z. WOJNA, Y. SONG, S. GUADARRAMA, et K. MURPHY. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors, 2017. pp. 7310-7311
- INSTITUTS CARNOT « Décriptage et Cartographie Intelligence artificielle & Manufacturing ». *La recherche pour les entreprises*, Filière Manufacturing. 2020.
- IPO UK, *Artificial Intelligence: an overview of AI patenting, and patenting by the UK AI sector*, Intellectual Property Office UK, 2019. 46 p.

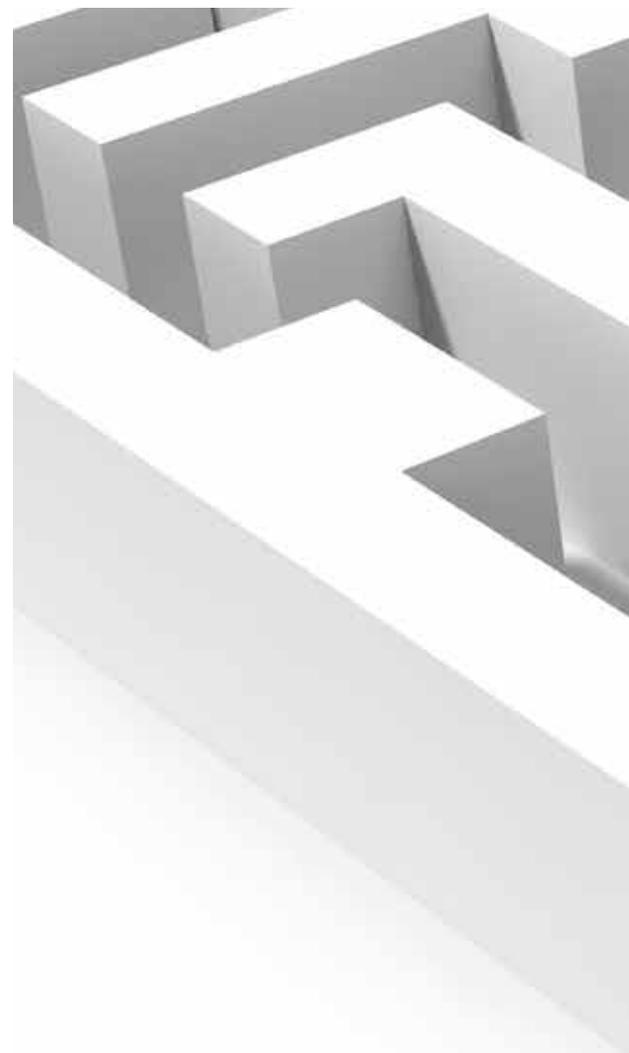
- JOYEUX B., mediapart.fr, "Les robots voleurs de boulot", 4/11/2017, mediapart.fr/journal/une/041117
- KAUFFMAN S. et S. LEVIN, Academic Press, "Towards a general theory of adaptive walks on rugged landscapes", 1987. pp. 11-45
- KIM, D.-J., & KOGUT, B. Organization Science Technological Platforms and Diversification. 1996. pp. 283-301.
- KLEPPER S., American Economic Review, "Entry, Exit, Growth, and Innovation over the Product Life Cycle", 1996. pp. 562-583
- KLINE S. J. et N. ROSENBERG, World Scientific Publishing, "An Overview of Innovation", 1986. pp. 173- 203
- KRIZHEVSKI A., SUTSKEVER I. et G. E. HINTON, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks", 2012. 9 p.
- KUHN T. S., "The Structure of Scientific Revolutions", University of Chicago Press. 1962. 210 p.
- LANE, M., SAINT-MARTIN, A., In: The impact of artificial intelligence on the labour market: What do we know so far? OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 256. 2021.
- LEYDESDORFF, L. . The Challenge of Scientometrics: The development, measurement, and self- organization of scientific communications. DSWO Press, 1995. 231 p.
- LEYDESDORFF L. et H. ETZKOWITZ, Science and Public Policy, "Emergence of a Triple Helix of university—industry—government relations", 1996. pp. 279-286
- LUNDVALL B. A., "National Systems of Innovation: Towards a Theory of Innovation and Interactive Learning", Pinter Publisher, 1992. 342 p.
- MARX M. et A. FUEGI, Strategic Management Journal "Reliance on Science: Worldwide Front-Page Patent Citations to Scientific Articles", 2019. pp. 1572-1594
- McKinsey global institute, " Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy", 2018, 64 p.
- MOUTINHO S., science.org, "Kinky and absurd : The first AI-written play isn't Shakespeare – but it has its moments", 26/02/2021, science.org/content/article/kinky-and-absurd-first-ai-written-play-isn-t-shakespeare-it-has-its-moments
- NEDELKOSKA L. et G. QUINTINI, OECD Social, Employment and Migration Working Papers 202, "Automation, Skills use and training", OECD Publishing. 2018. 119 p.
- NELSON, R.R. National innovation systems. A comparative analysis, Oxford University Press, New York and London, 1993. 541 p.
- NELSON R. et S. G. WINTER, "An Evolutionary Theory of Economic Change", Harvard University Press, Cambridge, MA, 1982.
- NESTA, L., Journal of Economic Behavior & Organization «Knowledge and productivity in the world's largest manufacturing corporations», 2008. pp. 886-902.
- NESTA, L. et P. PATEL, National Patterns of Technology Accumulation: Use of Patent Statistics, in Kluwer Handbook of Quantitative S&T Research, Schmock, U. (Ed), Book Chapter. 2004.
- NESTA, "Annual Report and Accounts", 2020. 75 p.
- NEWELL, A. & H. SIMON, . Computer science as empirical inquiry: symbols and search. Commun. ACM 19, 3 (March 1976), 1976. pp. 113-126
- NILSSON, N.J., The Quest for Artificial Intelligence, Cambridge University Press. 2010.
- NUROCK, V., "L'intelligence artificielle a-t-elle un genre ? » Cités, 80, 2019. pp. 61-74.
- O'DONOVAN C. et A. SMITH, Journal of Human Development and Capabilities, "Technology and human capabilities in UK marketspaces", 2020. pp. 63-83
- OCDE, "Identifying and measuring developments in artificial intelligence making the impossible possible", 2020. 68 p.
- OCDE, "L'intelligence artificielle dans la société", 2019. 177 p.
- ORSENIGO, L. The Emergence of Biotechnology. New York, St. Martin's Press, 1989. 230 p.
- PAGANI, M et R. CHAMPION, "Introduction to Artificial Intelligence for Sustainable Value Creation", Edward Elgar Publishing. 2021.
- PARROCHIA, D. Philosophie des réseaux. Paris, Presse Universitaire de France, . 1993. 300 p.
- PATEL, P. et PAVITT, K. Patterns of Technological Activity: Their Measurement and Interpretation. in Handbook of the Economics of Innovation and Technological Change. P. Stoneman (Ed.). Oxford (UK) and Cambridge (USA), Blackwell, 1995. pp. 14-51.
- PAVITT, K. Uses and Abuses of Patent Statistics. in Handbook of Quantitative Studies of Science and Technologies. A. F. J. van Raan (Ed.), Elsevier Science Publishers. 1988.
- PAVITT K. et P. PATEL, Oxford Review of Economic Policy, Technical Progress, "the international distribution and determinants of technological activities", 1988. pp. 35-55

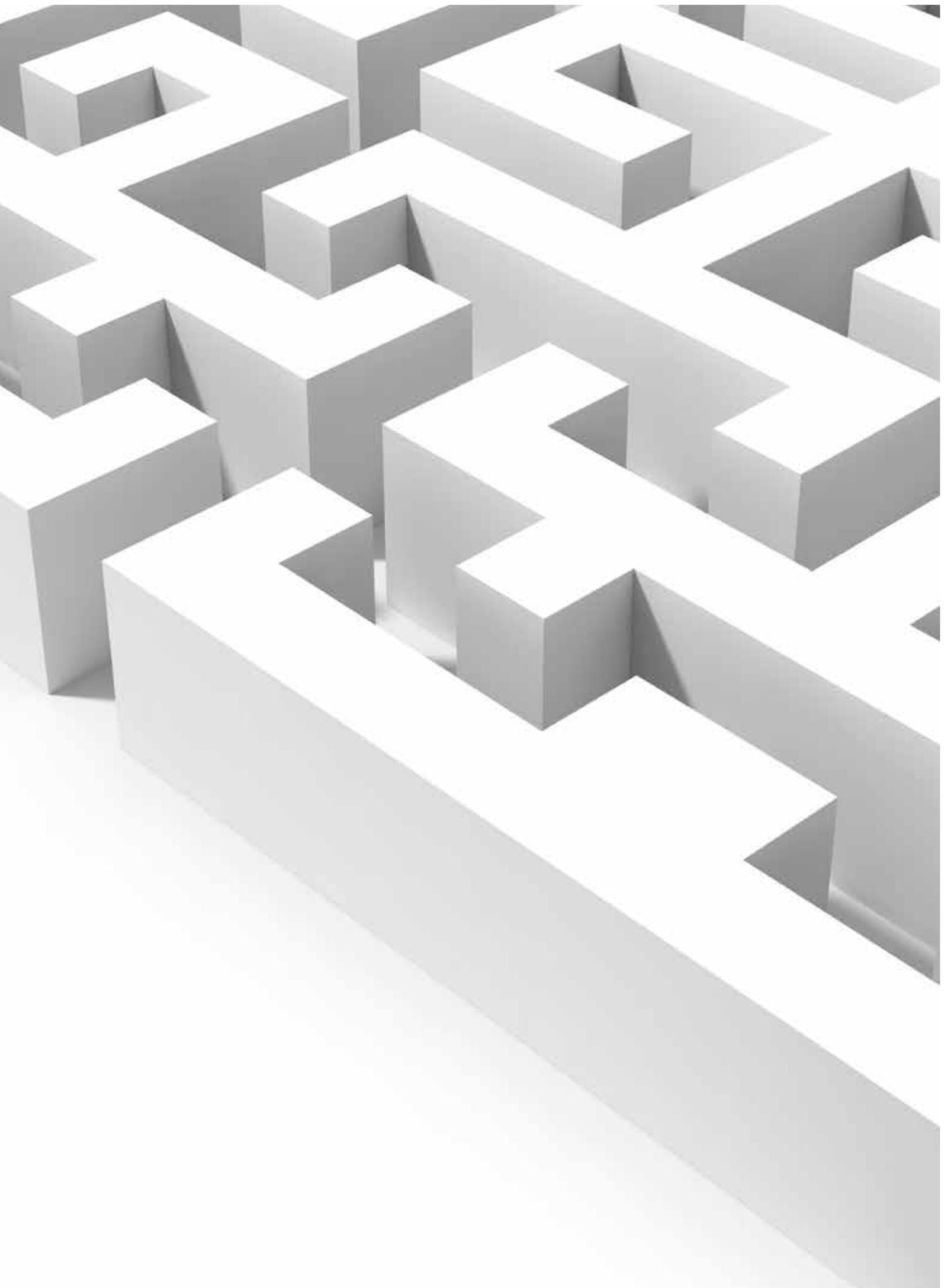
- POWELL W., KOPUT K. W. et L. SMITH-DOERR, *Administrative Science Quarterly*, "Interorganizational Collaboration and the Locus of Innovation: Networks of Learning in Biotechnology", 1996. pp. 116- 145
- PRAEST M., *Journal of High Technology Management Research*, "Changing Technological Capabilities in High-Tech Firms: A Study of the Telecommunications Industry", 1998. pp. 175-193
- PRAEST M., *The economic challenge for Europe: adapting to innovation based growth*, "Changing the regional system of innovation", 1999. pp. 175-199
- PwC MIDDLE EAST, "The Potential Impact of AI in the Middle East". PwC, London, UK. 2018.
- RICH, E. et KNIGHT, K., *Artificial Intelligence*. McGraw-Hill, New York. 1991.
- ROSENBLUETH, A., WIENER, N., et J. BIGELOW, *Behavior, Purpose and Teleology*, *Philosophy of Science* 1943, pp. 18-24
- SAHAL D., *R&D Management*, "The determinants of best-practice technology", 1981. pp. 25-32
- SCHMOOKLER, J. *Journal of Patent Office Society* "The Interpretation of Patent Statistics.", 1950. pp. 123-146.
- SCHUMPETER J., *Revue française d'économie*, "Le cycle de la conjoncture", 1912. pp. 195-237
- SCHUMPETER J., *Capitalisme, socialisme et démocratie*. Paris, Editions Payot, 1942, 451 p.
- SCHWAB K., "The Fourth Industrial Revolution", 2016. Portfolio Penguin. 172 p.
- SCHWARTZ R., J. DODGE, N. A. SMITH et O. ETZIONI, 2019. "Green AI" arXiv:1907.10597v3.
- SENKER J. *Industrial and Corporate Change* *Tacit Knowledge and Models of Innovation*, 1995. pp. 425-447
- SHINN T., *Social Studies of Science*, "The Triple Helix and New Production of Knowledge: Prepackaged Thinking on Science and Technology", 2002. pp. 599-614
- STUART T. E., HOANG H. et R. C. HYBELS, *Administrative Science Quarterly*, "Interorganizational Endorsements and the Performance of Entrepreneurial Ventures", 1999. pp. 315-349
- STUART T. E., *Strategic Management Journal*, "Interorganizational alliances and the performance of firms: A study of growth and innovation rates in a high-technology industry", 2000. pp. 791-811
- SIMON, H., *The Sciences of Artificial*. MIT Press, Cambridge, MA. 1969.
- SIMON, H., *Industrial and Corporate Change* *Near decomposability and the speed of evolution*. 2002. pp. 587-599.
- STRUBELL, A., GANESH, A. MCCALLUM., *Energy and Policy* *Considerations for Deep Learning in NLP*, In the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2019.
- SUSSKIND D. et R. SUSSKIND, *The Future of the Professions*, "How Technology Will Transform the Work of Human Experts", 2017. pp. 125-138
- TADDY, M., "The Technological Elements of Artificial Intelligence," in *The Economics of Artificial Intelligence*, Agrawal, A., Gans, J., and A. Goldfarb (Editors), NBER Conference Report, The university of Chicago Press, Chicago and London, 2019. 630 p.
- TEECE, D. J., RUMELT, R., DOSI, G., & WINTER, S., *Journal of Economic Behavior & Organization* *Understanding corporate coherence: Theory and evidence*. 1994. pp. 1-30.
- THEIL H., North-Holland Publishing Company, "Statistical decomposition analysis", 1972.
- THOMPSON R. L., HIGGINS C. A. et J. M. HOWEL, *MIS Quarterly*, "Personal Computing: Toward a Conceptual Model of Utilization", 1991. pp. 125-143
- VERNON R., *The Quarterly Journal of Economics*, "International Investment and International Trade in the Product Cycle", 1966. pp. 190-207
- WALSMAN, A., Y. BISK, S. GABRIEL, D. MISRA, Y. ARTZI, Y. CHOI, et D. FOX. *Early fusion for goal directed robotic vision*. In Proc. of IROS, 2019.
- WAY, R., IVES, M., P. MEALY, et D. FARMER, *INET Oxford Working Paper Series No 2021-01* "Empirically grounded technology forecasts and the energy transition", 2021.
- WEBB M., "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market", 2019. 60 p. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3482150>
- WINSTON, P.H., *Artificial Intelligence*, Addison Winsley Publishing Company, 1992. 737 p.
- WIPO, "Technology Trends: Artificial Intelligence", 2019. 154 p. <https://www.wipo.int/publications/en/details.jsp?id=4386>

ANNEXE MÉTHODOLOGIQUE

# Éléments de méthode

- p. 115 Vers une cartographie de l'IA par les brevets
- p. 120 Le modèle TFA augmenté
- p. 126 Les acteurs
- p. 129 Les indicateurs
- p. 140 Les points essentiels à retenir







# INTRODUCTION

Cette annexe présente les éléments de méthode mobilisés dans ce rapport, dont le matériau de base est le brevet. Ce dernier constitue une source de données à la fois rare et unique quant à la richesse des informations qu'il contient. En nous intéressant aux brevets, nous avons accès à une description de son contenu technologique ; au nom, à la localisation et à la nationalité de l'inventeur et de son propriétaire, l'année de priorité, qui se rapproche le plus de l'année de l'invention, au titre du brevet, à son résumé. Déposer un brevet est extrêmement coûteux pour une firme, et reste le fruit d'efforts technologiques nécessairement stratégiques. Ainsi, à partir de cette base de données, il est possible de rendre compte du processus conjoint de spécialisation des acteurs et de structuration des savoirs.

Notre source d'information est PATSTAT. PATSTAT est une base de données recensant systématiquement les demandes de brevets. Elle contient ainsi des données bibliographiques sur plus de 100 millions de brevets provenant de grands pays industrialisés et en développement. Le caractère systématique du recensement la rend très attractive, bien qu'elle ne soit pas exhaustive ni géographiquement ni temporellement. Toutefois, les principaux offices de propriété intellectuelle constituent une partie structurelle de la base. Un facteur très attractif de PATSTAT est l'organisation de l'information en tables relationnelles qui rend son usage très intuitif.

L'information disponible dans les brevets

permet de soulever des questions situées au cœur des politiques publiques. Comment favoriser un meilleur transfert de connaissance entre laboratoires publics et entreprises ? Comment drainer l'épargne des particuliers vers des projets IA par nature incertains donc risqués ? Comment sélectionner les bons projets entrepreneuriaux ? Dans quelles technologies investir ? Pour quelles fonctions et quelles applications ? Comment distribuer les ressources entre disciplines concurrentes pourtant toutes parties prenantes dans le développement de l'IA ? À partir de la statistique de brevet, ce rapport apporte des éléments de réponses, certes préliminaires et partiels, à ces questions essentielles.

Cette annexe est organisée comme suit. La Section 2 légitime l'usage des données de brevet en général, et de PATSTAT en particulier. La Section 3 présente le modèle *STFA* utilisé dans ce rapport. Inspiré de Coréa (2018) et du rapport WIPO (2019), ce modèle met en relation les domaines scientifiques *S* utilisés par l'IA avec les technologies *T*, les fonctions *F* et enfin, les domaines d'application *A* de l'IA. L'inclusion des domaines scientifiques constitue l'une des originalités du rapport. La Section 4 présente les divers indicateurs mobilisés dans ce rapport.



## 2. VERS UNE CARTOGRAPHIE DE L'IA PAR LES BREVETS

### 2.1 DE LA PERTINENCE DES BREVETS COMME MATÉRIAU DE BASE

Ce rapport repose essentiellement sur l'usage des brevets. Sa vocation est d'appréhender l'évolution technologique de l'IA en général et de ses acteurs, qu'il s'agisse de pays, de régions, d'entreprises ou d'instituts publics comme les universités ou les centres de recherche. Les brevets, classés par domaines technologiques, permettent surtout d'établir la direction du changement technique et d'identifier les acteurs propriétaires des brevets. Ils rendent possible la cartographie d'un espace technologique, et plus fondamentalement, fournissent les bases d'une métrique de l'environnement technologique :

*«The patent system in fact provides a significant and unique effort on a global scale and with a long standing to assess knowledge in terms of technical content, novelty and level of invention. That is the two fundamentally difficult problems of determining newness to the world and size of an advance in knowledge are possible to deal with approximately through the patent system as far as technical knowledge is concerned. In a crude way the patent system thus provides a kind of metric on inventions.» (Grupp, 1994, p.191)*

Nombre d'arguments, dont il est fait état dans maintes contributions, contestent pourtant l'utilisation des brevets comme outil d'analyse (Pavitt, 1988 ; Griliches, 1990 ; Archibugi, 1992 ; Patel et Pavitt, 1995). Les limites évoquées sont les suivantes :

#### 1. La brevetabilité des algorithmes

L'algorithme, en tant que principe mathématique, fait partie du domaine des idées. Les idées sont dites de « libre parcours », c'est-à-dire qu'elles ne sont pas protégées par le droit de la propriété intellectuelle.<sup>1</sup> Lorsqu'il n'est qu'une méthode de traitement de l'information, l'algorithme est donc exclu de la brevetabilité, mais également lorsque cette méthode est intégrée en un code exécutable par un ordinateur. L'argument est que l'algorithme ne se matérialise pas dans un artefact pourtant nécessaire à sa brevetabilité. Toutefois, la brevetabilité indirecte de l'algorithme est, quant à elle, admise, lorsqu'il est intégré dans une invention brevetable. En effet, d'après la position de l'Office Européen des Brevets (OEB), un algorithme ou un logiciel peut être brevetable indirectement à condition qu'il soit intégré à une invention et lui apporte une contribution technique « par un moyen nouveau et non évident ». Ainsi, contrairement au droit d'auteur, l'algorithme inclus sera protégé au même titre que l'invention qui le renferme. Cependant, cela peut avoir ses inconvénients : l'algorithme est alors lié de manière intrinsèque à l'invention. Il ne peut donc être protégé individuellement.

#### 2. Des institutions différentes

D'importantes disparités institutionnelles existent en effet, concernant tant la propension des agents à publier ou déposer des brevets, i.e. firmes et instituts de recherche, que les systèmes nationaux de recherche aux pratiques différentes. Autrement dit, les modalités de dépôts de brevets diffèrent grandement d'un pays à l'autre.

#### 3. Des procédés d'appropriation divers

Les fortes incertitudes sur la faisabilité de la protection intellectuelle par les brevets ont motivé nombre d'acteurs à s'approprier le fruit de leurs recherches par la pratique du secret. Les anticorps monoclonaux, résultant sur les technologies des hybridomes, constituent un bon exemple de cette pratique (Orsenigo, 1989). Publications et brevets sont autant de manières de s'approprier respectivement la paternité et les rentes issues de l'utilisation des connaissances. Pour autant, elles ne capturent pas les autres pratiques d'appropriation des connaissances, notamment le secret.

#### 4. Nature et incorporation des connaissances

Traditionnellement sont opposées aux brevets les publications, rassemblant des savoirs codifiés et fondamentaux, distincts de techniques de manipulation (Schmookler, 1950). Ainsi, en excluant les publications, nous laissons échapper une partie constituant assurément le cœur de la base de connaissances de l'IA. Pourtant, Senker (1995) a montré combien cette distinction ne tient pas. Au contraire, la manipulation de savoirs scientifiques et techniques nécessite à la fois des connaissances fondamentales et appliquées.

1. Par exemple en France, dans la directive 91/250/CEE du Conseil du 14 mai 1991, concernant la protection juridique des programmes d'ordinateur, l'article 152 dispose que « Les idées et principes qui sont à la base de quelque élément que ce soit d'un programme d'ordinateur, y compris ceux qui sont à la base de ses interfaces, ne sont pas protégés par le droit d'auteur en vertu de la présente directive ». Par ailleurs, l'article L.611-10 du Code de la propriété intellectuelle exclut expressément les théories scientifiques, les méthodes mathématiques ainsi que les programmes d'ordinateur de la brevetabilité.



## 5. Des stratégies composites

En substance, deux stratégies coexistent et se complètent. Une première, dite commerciale, s'inscrit dans le processus d'appropriation des savoirs en brevetant. Elle repose sur la valeur économique potentielle des connaissances produites. La seconde, dite stratégie de reconnaissance scientifique, fait suite à la volonté marquée des firmes de se connecter aux réseaux scientifiques tout en valorisant le travail de ses chercheurs. La coexistence de ses deux stratégies ne s'effectue pas sans difficulté, tant en termes de temporalité (breveter avant de publier ?), qu'en termes de politiques de ressources humaines (incitations des chercheurs à s'insérer dans la communauté académique).

Toute base de données n'est que le reflet des conduites stratégiques des acteurs qui la composent (Leydersdorff, 1995). Il s'agit donc de l'établissement d'un espace technologique réalisé sous diverses contraintes et opportunités.

Toutefois, notre choix repose essentiellement sur des considérations pratiques. En reprenant l'argument de Griliches (1990), le recensement des brevets est effectué de manière systématique, continue et à disposition des chercheurs à moindres coûts (de temps généralement). Il constitue donc une source de données à la fois rare et, sinon fiable, approximative, sur le comportement d'innovation au niveau de la firme. Déposer un brevet est extrêmement coûteux pour une firme, et reste le fruit d'efforts technologiques nécessairement stratégiques. Ainsi, à partir de cette base de données, il nous sera possible de rendre compte du processus conjoint de spécialisation des acteurs et de structuration des savoirs.

## 2.2 PATSTAT-EDITION D'OCTOBRE 2020

PATSTAT est une base de données recensant systématiquement les demandes de brevets de plus de 100 autorités liées à la propriété intellectuelle. Cette base est mise à jour tous les six mois, et la version exploitée dans ce travail est l'Édition d'Octobre 2020. PATSTAT Global contient ainsi des données bibliographiques sur plus de 100 millions de documents brevets provenant de grands pays industrialisés et en développement. Outre son identifiant unique, chaque brevet est caractérisé par : (i) l'année de première demande ; (ii) le(s) propriétaire(s) (individus, laboratoires publics ou entreprises) et leurs adresses ; (iii) le nom des inventeurs et leurs adresses ; (iv) un vecteur de classes technologiques ; (v) son titre, son résumé ; (vi) ses citations envers des brevets antérieurs et envers des publications scientifiques pertinentes pour l'invention en question ; (vii) la famille à laquelle le brevet appartient.

L'intérêt de PATSTAT est multiple.

*Primo*, PATSTAT nous permet d'identifier les acteurs clés du changement techniques en général, et pour des domaines précis en particulier. Dans ce travail, nous cherchons à caractériser les compétences des organisations (entreprises et laboratoires publics) et les pays. Pour qu'un brevet soit comptabilisé dans un pays, nous retenons l'adresse de l'inventeur. Pour les brevets rassemblant des inventeurs issus de plusieurs pays, nous attribuons le brevet autant de fois qu'un pays est associé à un brevet, sans fractionner le brevet au *pro rata* du nombre d'inventeurs.

*Secundo*, l'immutabilité des classes technologiques rend possible la comparaison temporelle de la fréquence d'occurrence des classes technologiques, en notant ici une croissance importante, là une baisse significative, etc. En fait, elle rend possible la photographie à différentes périodes d'un même objet (l'espace technologique) dont le défilement révélera un processus de structuration des savoirs. Couvrant la

période 1800-2020, cette base de données retranscrit l'histoire scientifique, technologique et économique des savoirs appliqués. Si, conjointement, nous parvenons à déterminer si un brevet concerne le domaine de l'IA, alors il devient possible de décrire la structuration des technologies reposant sur l'usage de l'IA. Notre analyse se concentre donc sur processus de structuration des technologies incorporant de l'IA au sein d'un même paradigme scientifique et technique. Avec un fort potentiel économique, c'est principalement dans la seconde moitié des années 90 que des algorithmes de type IA sont intégrés dans des artefacts brevetables.

*Tertio*, en accumulant ces brevets au niveau des acteurs (entreprises, laboratoires, pays), PATSTAT permet de les décrire en dévoilant le contenu de leurs compétences technologiques. Il est ainsi envisageable d'étudier les stratégies d'accumulation des savoirs que les acteurs suivent, selon qu'ils élargissent leurs compétences à des domaines jusqu'alors inexplorés, ou qu'au contraire ils se concentrent sur l'exploitation de savoirs déjà maîtrisés. Ce travail identifiera les spécialisations relatives des pays et des organisations dans des domaines particuliers de l'IA.

Le  A1 présente l'évolution du nombre de brevets déposés depuis 1960 (courbe en bleu sombre, axe vertical gauche). Le nombre de brevets croît significativement sur la période, et à l'exception de quelques années de tassement au début des années 1990, nous observons une accélération impressionnante du nombre de demandes de brevets sur la période, jusqu'à atteindre 5 millions en 2017. La chute de nombre de demandes de brevets après 2017 est simplement due au temps de recensement nécessaire à l'élaboration de PATSTAT. Aussi notre analyse portera jusqu'à 2017. Nous observons deux ruptures fortes, et donc trois périodes, dans le taux de croissance de long terme des demandes de brevets : avant 1990, entre 1990 et 2011, et après 2011. Il est difficile d'attribuer des raisons précises à ces ruptures, outre le fait qu'elles

expriment l'augmentation conjointe de la marge intensive (une augmentation du recours au brevet par des pays qui traditionnellement utilisent déjà cette stratégie d'appropriation des technologies), et la marge extensive (l'usage de la propriété intellectuelle dans des pays qui jusqu'alors avaient peu recours à cette stratégie).

La courbe turquoise retrace le nombre de familles de brevets. Nous observons que le nombre de famille de brevets suit logiquement les tendances (et les ruptures de tendances) du nombre de brevets. Mais qu'est-ce qu'une famille de brevets ? La famille de brevets est un terme générique dans PATSTAT qui qualifie l'invention. Par exemple, une entreprise fictive nommée AMEKS-IA décide de protéger son invention auprès de l'Institut national de la propriété intellectuelle (INPI), puis décide d'étendre sa protection en Brésil, aux États-Unis, en Afrique du Sud et en Chine. Dans PATSTAT, cela se traduirait par quatre nouveaux brevets. Toutefois, ces brevets sont relatifs à une seule et même invention, ou bien, une seule et même famille. Aussi, dans ce travail, nous distinguons le nombre

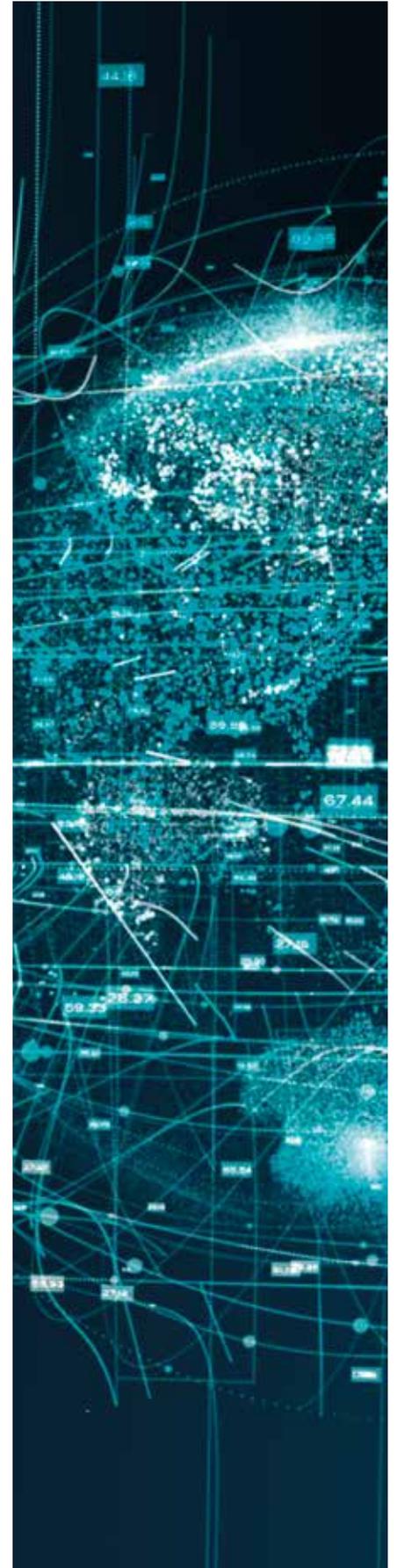
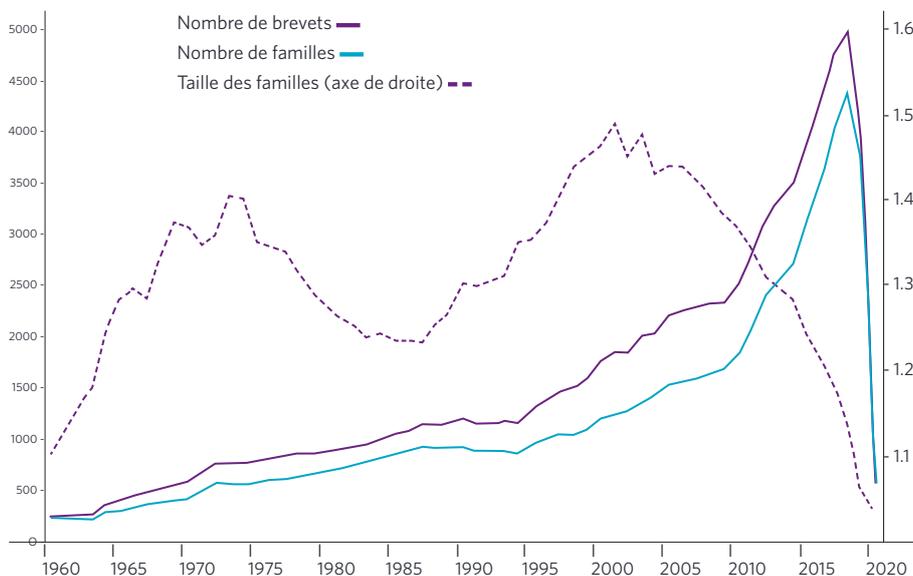
de brevets du nombre de familles. L'intérêt est n'est pas tant de distinguer les inventions des brevets. Il s'agit, en fin de compte, de pouvoir qualifier la valeur économique de l'invention.

Imaginons, en effet, que pour donner suite au succès de son invention, AMEKS-AI décide d'étendre sa protection au Japon, et à l'ensemble des pays de la zone euro. Cela reviendrait à augmenter le nombre de pays à 21 (les 19 pays de la zone euro, y.c. la France et l'Allemagne, les États-Unis et le Japon). Il y aurait ainsi 21 brevets pour une seule et même invention. De toute évidence, le fait d'étendre sa propriété intellectuelle sur un grand nombre de pays est une indication de la valeur économique attendue, ou espérée, par l'entreprise. Il faudrait ainsi distinguer cette invention, présumée économiquement importante, d'une autre invention protégée dans un seul pays seulement. Ainsi, la taille de la famille, i.e. le nombre de brevets protégeant une même invention, est une indication de la valeur économique de l'invention.

## ■ ■ ■ A.1 Évolution du nombre de demandes de brevets

Axe de droite en unités. Axe de gauche en milliers.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs





Dans l'ensemble, il y a deux façons de comptabiliser l'activité d'invention donnant lieu à des demandes de propriété intellectuelle. On peut tout d'abord comptabiliser le nombre de famille. On recense l'activité d'invention sans tenir compte de sa valeur économique potentielle. On peut ensuite comptabiliser le nombre de brevets. Une autre interprétation du comptage de brevet est qu'il s'agit du nombre de familles, chaque famille étant pondérée par le nombre de brevets. Autrement dit, recenser simplement le nombre de brevets est une mesure pondérée du nombre d'inventions, l'adjectif «pondérée» signifiant «pondérée» par la valeur économique de l'invention.

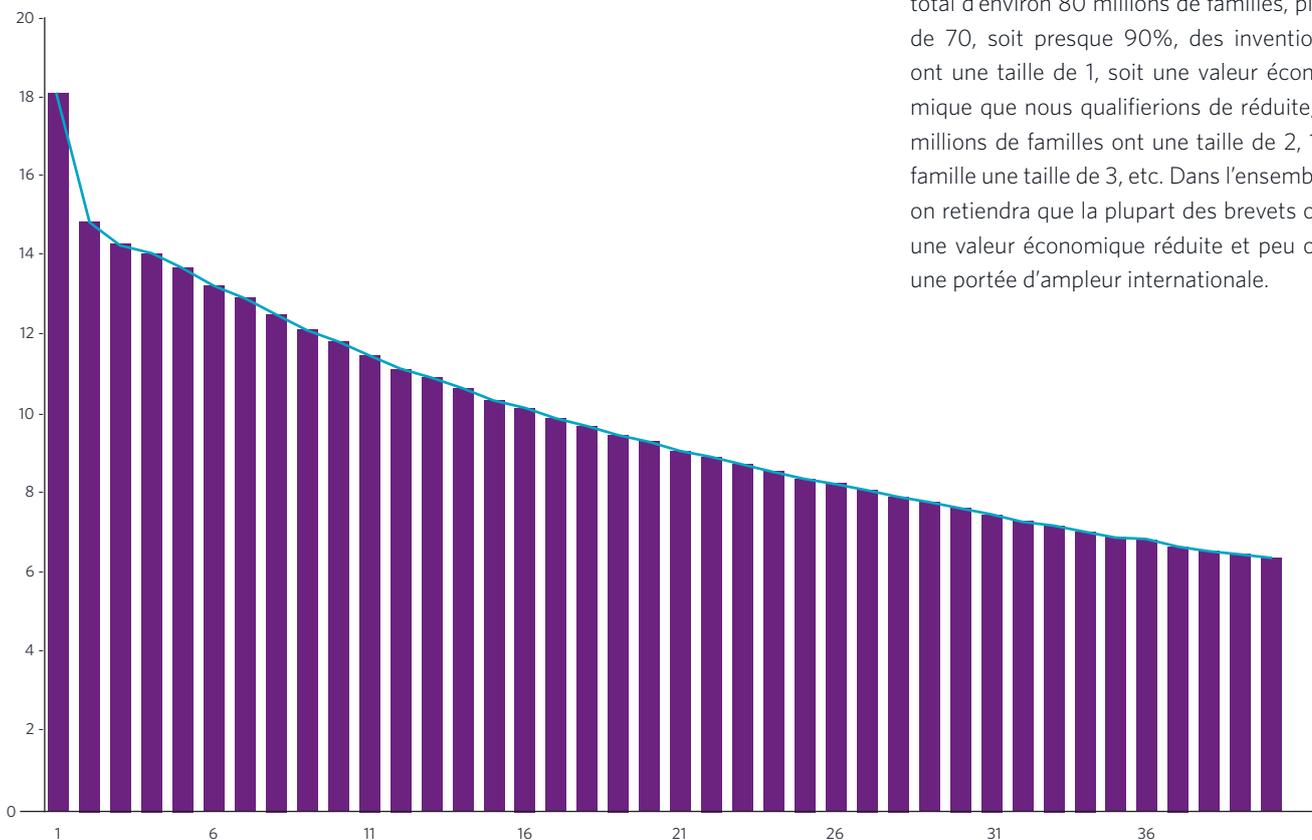
La courbe en trait discontinu du ■■■ A1 montre l'évolution de la taille moyenne de la famille. Il s'agit ainsi du ratio entre le nombre observé de brevets au numérateur et du nombre observé de familles au dénominateur. Nous observons deux grands cycles de croissance, de retournement de tendance puis de réduction de la valeur moyenne des inventions, chaque cycle durant environ 25 ans. Bien qu'une interprétation stricte de cette évolution cyclique aille au-delà des objectifs de ce rapport, on retient tout de même que la régularité du cycle est étonnante, et doit se justifier dans la conjonction d'un cycle de croissance économique avec un cycle technologique.

On retrouve ici les cycles schumpétériens (ou de Kondratiev), qui font correspondre une vague de croissance économique avec une vague technologique. En outre, on observe également que les retournements de tendances se situent autour de 1973-1975, c'est-à-dire au moment du premier choc pétrolier invalidant un certain nombre de technologies de production énergivore, et en 2001 au moment de l'éclatement de la bulle internet. Si, comme nous l'anticipons, l'IA est la prochaine vague technologique, nous devrions nous attendre à un retournement de tendance prochain de la courbe discontinue.

Nous remarquons également que la taille moyenne d'une famille est relativement faible, n'excédant jamais 1,5 et oscillant autour d'une valeur structurelle de 1,3 sur l'ensemble de la période. En fait, comme le montre le ■■■ A2, la distribution des familles de brevets par taille est extrêmement asymétrique (l'axe vertical du ■■■ A2 est exprimé en logarithme népérien). Sur un total d'environ 80 millions de familles, plus de 70, soit presque 90%, des inventions ont une taille de 1, soit une valeur économique que nous qualifierions de réduite, 3 millions de familles ont une taille de 2, 1,5 famille une taille de 3, etc. Dans l'ensemble, on retiendra que la plupart des brevets ont une valeur économique réduite et peu ont une portée d'ampleur internationale.

## ■■■ A.2 Distribution de la taille des familles de brevets.

L'axe vertical représente le logarithme népérien de la fréquence du nombre de familles.  
Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.



## 2.3 LE CONTENU TECHNOLOGIQUE DES BREVETS

L'information essentielle, rendant possible l'identification des brevets IA, est la description du brevet par ses classes technologiques. Il existe différents systèmes de classification des brevets dont la précision et la structure diffèrent selon le système. Parmi ces systèmes, on a principalement : l'IPC, la CPC, et le FI/F terms.

Premièrement, la classification internationale des brevets (International Patent Classification, ou IPC) est un système de classification hiérarchique utilisé principalement pour classer et rechercher des documents de brevets en fonction des domaines techniques auxquels ils appartiennent. Elle sert donc d'instrument de classement ordonné des documents de brevets, de base de diffusion sélective d'informations et de base d'étude de l'état de la technique dans les domaines technologiques donnés. Le système de classement contient environ 70 000 entrées identifiées par des symboles de classement qui peuvent être attribués aux documents de brevets. Ces différents lieux de classification sont organisés selon une structure hiérarchique en forme d'arbre. Le niveau le plus élevé est constitué de huit sections correspondant à des domaines techniques très larges (  A1). Ces sections sont subdivisées en classes, sous-classes, groupes et sous-groupes.

Deuxièmement, la classification coopérative des brevets (Cooperative Patent Classification, ou CPC) est une extension de la classification internationale des brevets et gérée conjointement par l'Office Européens des brevets et par l'Office des brevets et des marques des Etats-Unis. Elle est divisée en neuf sections, les classes A-H de la classification internationale, plus une classe Y qui regroupe les nouveaux développements technologiques issus des diverses sections de la classification internationale des brevets. Troisièmement, les termes FI et F

### A.1 Classification internationale des brevets (niveau 1)

Section	Libellé
A	Nécessités courantes de la vie
B	Techniques industrielles diverses ; transports
C	Chimie ; métallurgie
D	Textiles ; papier
E	Constructions fixes
F	Mécanique ; éclairage ; chauffage ; armement ; sautage
G	Physique
H	Electricité

(File Index / File forming terms, ou FI/F terms) représentent le système de classification japonais des brevets. Ils contiennent respectivement 190 000 et 360 000 entrées qui permettent une recherche efficace des documents de brevet.

Une autre manière d'entrer dans le contenu technologique des brevets est simplement par l'usage de mots-clés qu'une simple élaboration sur les classes technologiques ne saurait saisir. Tel est le cas, en effet, de l'IA. Aussi, dans notre identification des brevets IA, nous utiliserons le titre et le résumé du brevet pour détecter la présence de technologies relevant de l'IA.

Dans l'ensemble, l'appréhension statistique des phénomènes de structuration des connaissances est délicate dans la mesure où derrière les résultats descriptifs se cachent des phénomènes qui vont au-delà des indicateurs estimés. Dire qu'une connaissance devient de plus en plus centrale peut avoir de multiples justifications, allant de la supériorité technologique d'un artefact en termes d'efficacité, à sa

complémentarité avec un nombre croissant d'autres technologies, jusqu'à des comportements stratégiques et commerciaux des acteurs en présence. Une dite technologie peut ne pas présenter d'opportunités commerciales pendant une période donnée puis soudainement gagner en intérêt, ou inversement. De manière pragmatique, la difficulté est la suivante : représenter de manière statistique, ou cartographique, des processus de structuration, i.e. d'intégration, de différenciation, de spécialisation des savoirs technologiques liés à l'IA. La Section suivante présente le détail de notre stratégie d'identification.



### 3. LE MODÈLE TFA AUGMENTÉ

#### 3.1 SÉLECTION DES BREVETS SELON LE TRIPTYQUE TFA : TECHNIQUES-FONCTIONS-APPLICATIONS

Le chapitre 1 propose de définir un système IA selon un triptyque techniques, fonctions, applications. Pour formaliser ce triptyque, identifier les différents systèmes IA et éventuellement les cartographier, nous nous inspirons du travail de la Carte des Connaissances de l'IA (  A3) développée par Corea (2018). L'auteur définit tout d'abord ce qu'il appelle des paradigmes d'IA (AI paradigme, l'axe horizontal de la  A3) et que nous labellisons «Techniques»  A1<sup>2</sup>. L'axe vertical de la  A3 recense les domaines de problèmes (AI Problem Domains) pour lesquels l'IA a été utilisée. Ceci s'apparente aux fonctions - ou services rendus - par l'IA.<sup>3</sup> Le point important de l'approche de Corea est qu'à l'intersection des techniques et fonctions se trouvent les applications, définies comme le produit joint d'une technique et d'une fonction mobilisés dans un contexte précis.

Dans ce qui suit, nous nous inspirons de la méthode du bureau international des brevets (WIPO) et de leur rapport "WIPO Technological Trends 2019 - Artificial Intelligence"<sup>4</sup>. Cette classification reprend les trois principales catégories d'IA du triptyque TFA : (i) les techniques : ce sont des formes avancées de modèles statistiques et mathématiques permettant les calculs des tâches généralement effectuées par

les humains ; (ii) Les fonctions : ce sont les fonctions qui peuvent être réalisées en utilisant une ou plusieurs techniques IA ; (iii) les domaines d'applications : ce sont les différents domaines d'applications où l'IA est appliquée, comme les transports, l'agriculture ou les sciences médicales. Un brevet peut être à la fois une technique, une fonction et une application, de même qu'il peut se cantonner à n'être qu'une technique, qu'une fonction, ou encore qu'une application.

Les  A2, A3 et A4 présentent les techniques et les sous-techniques (  A2), les fonctions et les sous-fonctions (  A3), et les applications et les sous-applications (  A4).

Notre sélection des brevets IA s'inspire de la méthode développée par le WIPO à laquelle nous avons ajouté une étape supplémentaire. La méthode du WIPO est constituée de trois blocs de données issus de stratégies de sélection différentes.

- Filtre 1 : Liste de codes CPC spécifiques aux technologies/fonctions/applications IA (code 1)
- Filtre 2 : Liste spécifique de mots clés dans les titres et les résumés des brevets (liste 1)
- Filtre 3 : Listes spécifiques de codes CPC, codes IPC et de FI/F terms contrôlés par une autre liste spécifique de mots clés (code 2 et liste 2)



2. Ces techniques regroupent les techniques suivantes : (i) Outils basés sur la logique : outils utilisés pour la représentation des connaissances et la résolution de problèmes ; (ii) Outils basés sur la connaissance : outils basés sur des ontologies et de bases de données volumineuses relatives à des notions, de l'information et des règles ; (iii) Méthodes probabilistes : outils qui permettent aux agents d'agir dans des scénarios d'information incomplète ; (iv) Machine learning : algorithmes dits supervisés, non supervisés, qui permettent aux ordinateurs d'apprendre à partir des données. Ces méthodes comprennent le deep learning ; (v) Intelligence incorporée : boîte à outils d'ingénierie permettant l'intégration de capteurs produisant de l'information pour une intelligence supérieure ; (vi) Optimisation : des outils qui permettent de rechercher intelligemment parmi de nombreuses solutions possibles.

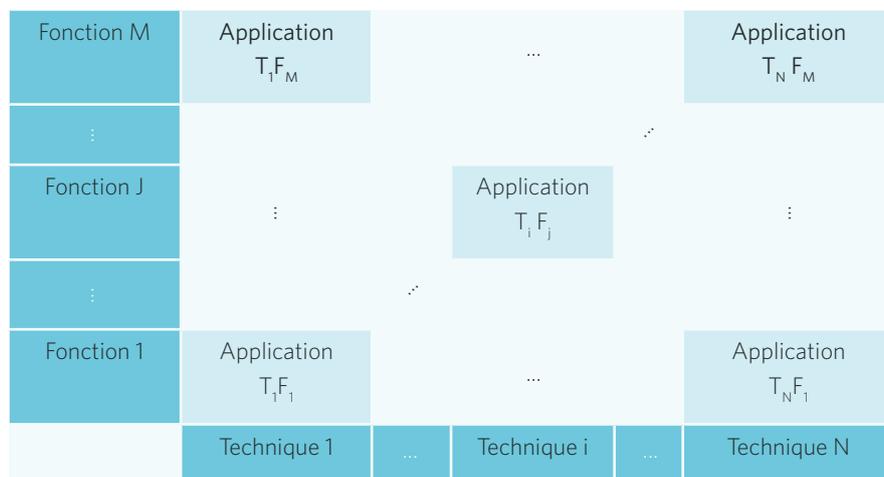
3. Corea propose ainsi les fonctions suivantes : (i) Raisonnement : la capacité à résoudre des problèmes ; (ii) Représentation : la capacité à se représenter et comprendre le monde ; (iii) Planification : la capacité à définir des objectifs et organiser des actions pour les atteindre ; (iv) Le domaine de la communication : la capacité à comprendre le langage et à communiquer ; (v) Le domaine de la perception : la capacité à traiter des entrées sensorielles brutes (par exemple, des images, des sons, etc.) en informations utilisables.

4. World Intellectual Property Organization : <https://www.wipo.int/publications/en/details.jsp?id=4386>

## ■ A.1 Version simplifiée de la Carte des Connaissances de l'IA selon Corea (2018)

Source: Corea (2018). The AI Knowledge Map (<https://francesco-ai.medium.com/ai-knowledge-map-how-to-classify-ai-technologies-6c073b969020>)

### Fonctions de l'intelligence artificielle



L'union des trois ensembles obtenus en appliquant ces filtres permet d'obtenir un échantillon qui représente l'ensemble des brevets considérés comme des brevets potentiels relevant de l'IA.

L'application des filtres 2 et 3, repose sur une recherche de mots clés dans les résumés et les titres des brevets à partir d'une liste de mots clés spécifiques proposés par le WIPO. Bien que la majeure partie des titres et des résumés des brevets soit rédigée en anglais (environ 81 % pour les titres et 91 % environ pour les résumés), certains sont rédigés dans d'autres langues. Les mots clés de la liste du WIPO étant en anglais, la difficulté est alors de faire une recherche dans des textes rédigés dans d'autres langues. Parmi les trente-six langues utilisées, nous avons sélectionné celles qui, d'après le rapport du WIPO, sont parlées dans les pays relativement important dans le développement de l'IA. Nous avons ainsi traduit les mots clés dans les

onze langues suivantes : le Français, l'Allemand, l'Espagnol, le Portugais, l'Italien, le Russe, le Chinois, le Japonais, le Coréen et le Néerlandais.<sup>5</sup>

La dernière étape consiste à opérer ces filtres sur les brevets japonais qui n'utilisent pas de système de classification des brevets à partir des codes CPC ou IPC. Pour contourner cette difficulté, nous avons d'abord récupéré les brevets IA en utilisant la classification japonaise FI/F terms, puis effectué une jointure complète sur les identifiants des brevets afin de récupérer les codes IPC et CPC correspondants. Cette procédure nous a permis d'identifier environ 96 % des brevets issus de la classification japonaise des brevets. Nous avons constitué le filtre 2 en utilisant la liste 1 de mots clés pour sélectionner les brevets. La troisième étape a consisté à sélectionner une liste de brevets par les codes IPC, CPC et FI/F terms, puis de les filtrer en utilisant la liste 2 de mots clés.

Après avoir appliqué les trois filtres de la classification WIPO, nous avons obtenu un échantillon préliminaire de 3 158 528 brevets uniques qui constitue notre base de brevets d'IA. Ces brevets correspondent à 2 122 018 familles de brevets. Ensuite, en partant de cette base intermédiaire, nous construisons nos trois bases de données relatives aux catégories IA TFA en y appliquant notre propre algorithme comme suit. Tout d'abord, nous classons un brevet dans une catégorie/sous-catégorie si le code CPC/IPC le permet grâce à la classification du WIPO. Si ce n'est pas le cas, nous recherchons ensuite une série de mots clés en relation avec la catégorie et la sous-catégorie dans le résumé et/ou le titre du brevet. De cette manière, nous construisons trois ensembles de brevets qui correspondent aux trois catégories d'IA que nous considérons : techniques, fonctions et applications.

5. Nos traductions ont été effectuées sur smodin.me qui nous a permis de traduire simultanément les différents mots clés dans ces onze langues. Bien que cet outil soit reconnu pour sa précision et sa fiabilité, il est probable qu'il y ait eu des fautes de traduction (principalement pour le russe, le japonais, le coréen et le chinois). En ce sens, notre sélection de brevets à l'aide pour ces onze langues ne peut être exhaustive et peut aussi contenir dans une moindre proportion des faux positifs.



## A.2 Liste des techniques

Sources : WIPO annual report (2019)

Techniques	Sous techniques
Logique floue	-
Programmation logique	Programmation logique (générale)
	Logique de descriptions
	Systèmes experts
Apprentissage automatique	Apprentissage automatique (général)
	Apprentissage supervisé
	Apprentissage non supervisé
	Apprentissage renforcé
	Apprentissage multi-tâches
	Arbre de classification et de régression
	Machines à vecteur de soutien
	Réseaux de neurones
	Apprentissage profond
	Apprentissage logique et relationnel
	Modèles graphiques probabilistes
	Apprentissage des règles
	Apprentissage basé sur les instances
	Représentation latente
Approches bio-inspirées	
Ingénierie des ontologies	-
Raisonnements probabilistes	-

**A.3** Liste des fonctions  
Sources : WIPO annual report (2019)

Fonctions	Sous fonctions
Vision par ordinateur	Vision par ordinateur(général)
	Réalité augmentée
	Biométrie
	Segmentation d'images et de vidéo
	Reconnaissance de caractères
	Traçage d'objets
	Compréhension de scènes
Méthodes de contrôle	-
Planification	-
Représentation du savoir et raisonnement	-
Traitement de la parole	Phonologie
	Traitement de la parole(général)
	Reconnaissance vocale
	Synthèse de discours
	Discours à discours
	Reconnaissance du locuteur
Analyses prédictives	-
IA distribuée	-
Traitement du langage	Traitement du langage naturel(général)
	Extraction d'informations
	Traduction automatique
	Dialogue
	Génération de langage naturel
	Sémantique
	Morphologie
	Analyse des sentiments
Robotique	-



## A.4. Liste des applications

Sources : WIPO annual report (2019)

Applications	Sous applications
Réseaux	L'internet des objets
	Villes intelligentes
	Réseaux sociaux
Affaires	Service client
	E-commerce
	Informatique d'entreprises
Objets personnels, Informatique	Informatique affective
	Ordinateurs personnels
Agriculture	-
Droit, sciences et comportements sociaux	Propriété industrielle
	Droit, sciences et comportements sociaux
Sécurité	Détection d'anomalies/Surveillance
	Authentification
	Cryptographie
	Cybersécurité
	Intimité/Anonymat
Transports	Aérospatial/Avionique
	Véhicules autonomes
	Chauffeur/Reconnaissance de véhicules
	Ingénierie du Traffic et transports
Divertissement	-
Informatique de gouvernement	-
Armée	-
Cartographie	-
Banks and finance	-
Sciences et ingénierie physiques	-
Art et humanité	-
Gestion de l'énergie	-

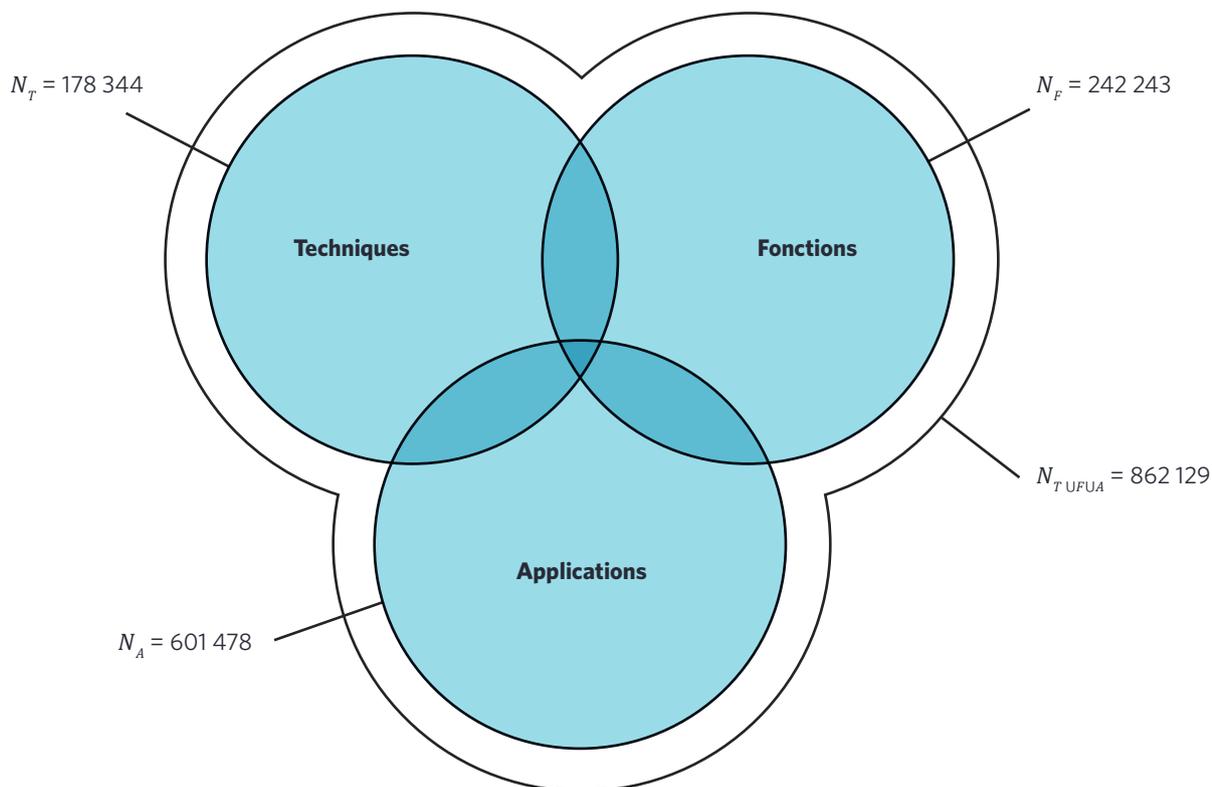
Industrie et manutention	-
Education	-
Gestion de documents	-
Télécommunications	Réseaux informatique/internet
	Diffusion radio et télévision
	Téléphonie
	Vidéo conférences
	Protocole internet vocal
Sciences médicales et de la vie	Bio-informatique
	Ingénierie biologique
	Bio-mécanique
	Découverte de médicaments
	Génétique/génomique
	Imagerie médicale
	Informatique médicale
	Neuroscience/neuro robotique
	Nutrition/science culinaire
	Surveillance des paramètres physiologiques
	Chauffeur/Reconnaissance de véhicules
	Santé publique



## ■ A.2 Nombre de brevets IA identifiés, selon le modèle TFA

La lettre  $N$  signifie le nombre de brevets identifiés. Les intersections des ensembles sont les suivantes :  $N_{TF} = 40\,973$  ;  $N_{TA} = 45\,679$  ;  $N_{FA} = 92\,989$  ;  $N_{TFA} = 19\,705$ .

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs.

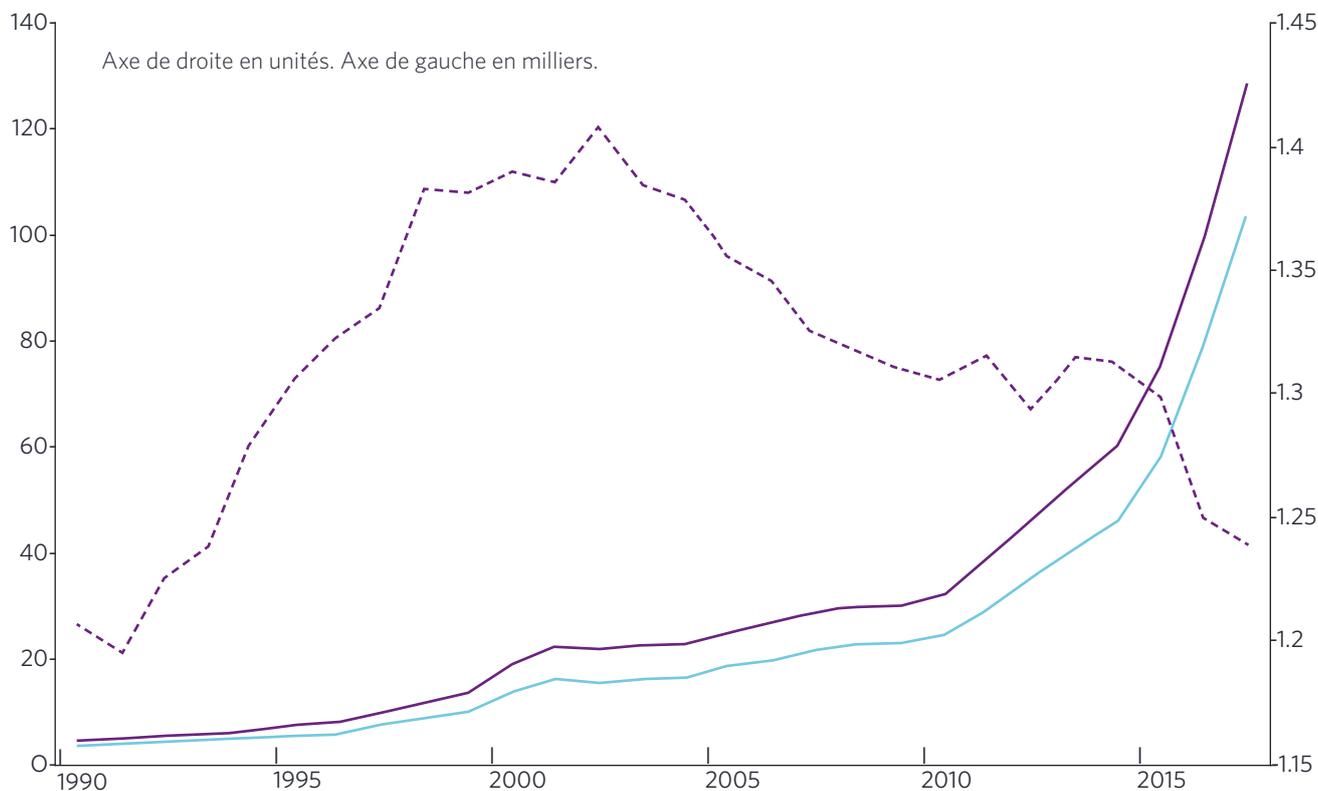


La réunion de ces trois ensembles (après suppression des doublons) permet d'obtenir un ensemble que nous pouvons considérer comme notre base de brevets en relation avec l'IA. Cette base regroupe 1 054 873 brevets. Dans ce travail, nous nous concentrons sur la période 1990-2017. Le choix de l'année 1990 est motivé par le fait qu'elle marque le début de l'explosion (en termes de nombre de brevets IA publiés) de l'IA. Le choix de l'année 2017 est quant à lui motivé par le fait que dans la base PATSTAT de 2020, 2017 représente la dernière année pour laquelle la complétude de l'information est cohérente avec les années précédentes. Comme le montre la ■ A2,

entre 1990 et 2017, il y a plus de 860 000 brevets en relation avec l'IA, pour environ 660 000 familles. Parmi eux, environ 178 000 brevets sont liés à des techniques IA, environ 242 000 à des fonctions IA et plus de 600 000 à des applications IA. La taille moyenne d'une famille de brevets IA est donc de 1,3 brevet.

**■ ■ A.3.** Évolution du nombre de demandes de brevets en intelligence artificielle (—), de familles de brevets (—) et de la taille moyenne des familles (----), entre 1990 et 2017.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs



Le ■ ■ A3 présente l'évolution du nombre de brevets IA déposés entre 1990 et 2017 (courbe en bleu sombre, axe vertical gauche). Le nombre de brevets croît significativement sur la période, et à l'exception du début des années 2000. Après 2010, nous observons une accélération impressionnante du nombre de demandes de brevets sur la période, jusqu'à atteindre 140 000 en 2017. Nous pourrions être tentés d'attribuer cette forte croissance à l'avènement du Deep Learning du début des années 2010, ce dernier constituant une véritable rupture dans le développement de l'IA. Nous restons pourtant prudents

quant à cette explication, observant cette non-linéarité sur l'ensemble des demandes de brevets (■ ■ A1). Enfin, la courbe en trait discontinu montre l'évolution de la taille moyenne de la famille. Nous observons un grand cycle conforme au cycle général. Nous conjecturons toutefois que ce cycle va se retourner avec le développement de l'IA.



### 3.2 LE MODÈLE TFA AUGMENTÉ : L'INCLUSION DES PUBLICATIONS SCIENTIFIQUES

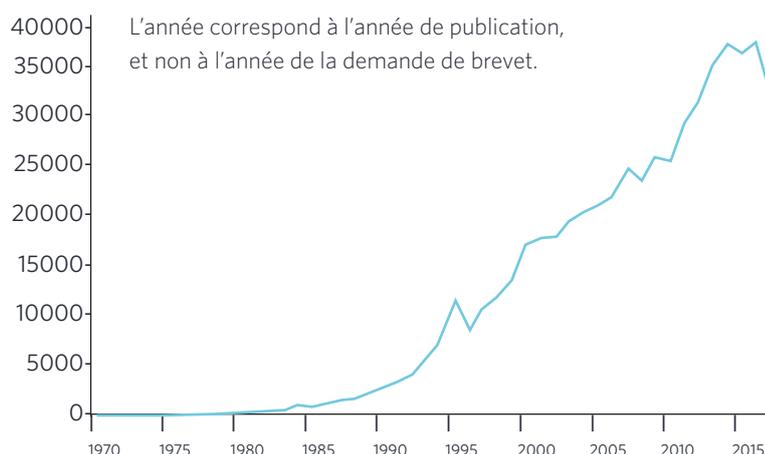
Lors d'une demande de brevet, l'inventeur doit citer les brevets antérieurs sur lesquels la propriété intellectuelle ne peut porter (ce que l'on appelle prior art), de même que les toutes les publications différentes des brevets (non patent references) telles que les rapports, publications scientifiques, etc. Nous nous intéressons plus spécifiquement aux publications scientifiques utilisées dans le cadre de l'invention protégée. Les publications scientifiques citées représentent une opportunité pour établir un lien entre le monde technologique représenté dans les brevets et le monde scientifique.

Nous augmentons ainsi le modèle TFA d'une relation avec les sciences en exploitant l'information trouvée dans chaque brevet sur leurs citations de publications et de conférences scientifiques.

L'appariement des brevets PATSTAT aux publications scientifiques se fait par l'intermédiaire de la base de Matt Marx (<https://zenodo.org/record/4235193#.YOQai-C8ivX8>). Cette base s'appuie sur les données Microsoft Academic Graph (MAG) qui est «un graphique hétérogène contenant des enregistrements de publications scientifiques, des relations de citation entre ces publications, ainsi que des auteurs, des institutions, des revues, des conférences et des domaines d'études.»<sup>5</sup> La base MAG donne accès à presque 180 millions d'articles scientifiques recensés sur la période 1800-2020 publiés dans 48 806 revues, ou présentés dans plus de 4400 conférences.

#### ■ ■ ■ A4 Évolution du nombre de publications scientifiques détectées dans les brevets IA, entre 1990 et 2017.

Sources : PATSTAT édition octobre 2020. Calculs des auteurs



La base recense 550 000 articles cités dans les brevets IA. Le graphique A4 retrace l'évolution du nombre de références scientifiques détectées dans les brevets IA. L'axe horizontal retient l'année de publication et non l'année de dépôt d'un brevet. Nous observons une tendance positive et linéaire dès 1990, ce qui suggère deux observations. Premièrement, les brevets IA citent des publications scientifiques plutôt récentes. Dans le cas contraire, même en présence d'une tendance exponentielle dans la production des brevets, nous devrions observer une pente nulle. Deuxièmement, la tendance linéaire ne reflète pas la tendance exponentielle des

brevets, suggérant un recours de moins en moins important aux publications scientifiques dans les inventions nouvelles. Nous interprétons ce moindre recours à la science comme l'expression du cycle de vie de l'IA tendant vers une plus grande maturité des applications. Ceci reste, bien entendu, conjectural, et doit être confirmé dans des travaux scientométriques plus poussés.

En associant chaque publication à un domaine scientifique particulier (■ ■ ■ A5) et en liant un brevet AI décrit selon le triptyque TFA, on peut associer des domaines scientifiques à des techniques, des fonctions, et des applications IA. Dans ce

5. (<https://www.microsoft.com/en-us/research/project/microsoft-academic-graph/>).



travail, nous nous concentrons sur la relation entre les domaines scientifiques et les techniques liées à l'IA. Ce faisant, nous nous rapprochons d'une vision linéaire du processus d'innovation de l'IA, où les sciences viennent en appui des techniques particulières, ces dernières étant contextualisées dans des fonctions qui trouvent une application industrielle particulière. Cette démarche est quelque peu contestable. Dès 1986, Kline et Rosenberg (1986) ont mis en exergue le caractère non linéaire de l'innovation, où les idées nouvelles peuvent autant provenir des étapes situées en amont (telles que le service de R&D ou la recherche universitaire) que des phases aval comme les relations clients, le marketing, ou les phases de production. Bien que plus réaliste, cette vision se prête difficilement à une description simple des phénomènes étudiés, et nous préférons nous cantonner aux relations entre la science d'une part et les techniques d'autre part. Ainsi, le modèle TFA augmenté n'est autre que le modèle linéaire STFA (Sciences-Techniques-Fonctions-Applications).



## **A.5.** Liste des domaines scientifiques

Sources : WIPO annual report (2019)

<b>Domaines scientifiques</b>	<b>Sous domaines</b>
Sciences naturelles	Mathématiques
	Informatique et sciences de l'information
	Sciences physiques et astronomie
	Sciences chimiques
	Sciences de la Terre
	Sciences biologiques
	Autres sciences naturelles
Ingénierie et technologies	Génie civil
	Ingénierie électrique et électronique
	Génie mécanique
	Génie chimique
	Génie des matériaux
	Ingénierie médicale
	Génie de l'environnement
	Biotechnologie environnementale
	Biotechnologie industrielle
	Nanotechnologie
	Autres ingénieries et technologies
Sciences de la santé	Recherche médicale fondamentale
	Médecine clinique
	Sciences de la santé
Sciences de l'agriculture	Agriculture, sylviculture, pêche
	Sciences animales et laitières
	Sciences vétérinaires
	Autres sciences agricoles
Sciences sociales	Psychologie
	Économie et affaires
	Sciences de l'éducation

	Sociologie
	Loi
	Science politique
	Géographie sociale et économique
	Médias et communication
	Autres sciences sociales
Sciences humaines	Histoire et archéologie
	Langues et littérature
	Philosophie, éthique et religion
	Art
	Autres sciences humaines



## 4. LES ACTEURS

Dans ce rapport, nous distinguons trois types d'acteurs : le pays, les entreprises, et les organismes publics. Ce choix n'est pas fortuit, car il permet d'établir une cartographie à l'échelle mondiale des pays principalement actifs dans le domaine de l'IA. De même, l'innovation dans l'IA est impulsée par des acteurs privés en quête de rentes liées à ces innovations et publics dans une moindre mesure. Qu'il s'agisse de pays, d'entreprises ou d'organismes de recherche, nous décrivons le contenu STFA de leurs bases de connaissances par l'usage bibliométrique des brevets et des publications.

Au niveau macroéconomique, le simple comptage de brevets cache une réalité bien plus complexe. L'innovation est le produit d'interactions entre une multiplicité d'acteurs aux ressources et compétences complémentaires. Ainsi, le développement de l'IA dépend de quatre types principaux d'acteurs : les laboratoires publics de recherche, jouant le rôle de répertoire et producteurs de connaissances scientifiques ; les grandes entreprises, pour la plupart issues de l'industrie numérique ; les investisseurs, avec un fort engagement des banques et des capitaux risqués, les startups, généralement de taille réduite et basée sur leurs expertises dans le domaine de l'IA. Les multiples programmes publics visant à développer l'IA placent l'articulation entre ces quatre types d'acteurs au cœur de leur projet.

Au niveau microéconomique, nous distinguons les acteurs privés et publics. Les acteurs privés sont naturellement prépondérants dans le processus de l'innovation. La recherche de rente économique par la création de marchés nouveaux issus de l'innovation compose le lot commun de la démarche privée. Le monde scientifique a été à l'origine des premiers travaux dédiés à l'IA et est un acteur majeur de son déve-

loppement. La participation des institutions publiques de recherche (universités et instituts) est à nos yeux une conséquence directe du flou très important entre connaissances fondamentales et savoirs appliqués qui caractérise l'IA. Dans ce rapport, nous distinguons les grandes entreprises actrices de l'innovation dans l'IA des organismes publics de recherche. Ces derniers sont également un levier d'action privilégié pour l'Etat pour constituer des expertises scientifiques en général, et dans le domaine de l'IA en particulier.

Notez que nous déterminons le propriétaire du brevet en exécutant un premier filtre sur la personnalité juridique du propriétaire par la variable "psn\_sector". Nous ne répertorions pas les personnes physiques. Nous distinguons les entreprises des universités groupées avec les hôpitaux. Ceci posé, nous exploitons la variable "psn\_name" pour identifier la personne morale à l'origine de la demande de brevet. Cette étape a nécessité un travail substantiel sur les noms des organisations. Il devra être complété, dans le futur, d'un travail sur les liens financiers entre entreprises afin d'étoffer le stock de brevets par les prises de participation des entreprises entre elles.

Un enjeu important est donc de déterminer la localisation de l'invention (en termes de pays), et l'organisation publique ou privée propriétaire de l'invention. Notre intérêt étant de localiser et cartographier les expertises liées à l'IA, nous utilisons le pays de résidence des inventeurs identifiés par leur adresse personnelle référencée dans PATSTAT et non le pays dans lequel le brevet a été déposé.<sup>7</sup>

Pour ce faire, nous utilisons la variable "psn\_sector". Cette dernière peut prendre les modalités suivantes (dans l'ordre des modalités proposées par PATSTAT) : (i) personne physique ; (ii) entreprise ; (iii)

indéterminée ; (iv) organisation gouvernementale ; (v) organisation à but non lucratif ; (vi) université ; (vii) hôpital. La modalité (i) permet d'identifier les inventeurs des brevets. En termes de nombre d'inventeurs, nous comptons ainsi 1 661 899 inventeurs différents pour les 862 129 brevets. Ensuite, nous utilisons le pays de résidence de ces derniers pour localiser les brevets. Toutefois, cette variable est renseignée seulement dans 58% des cas. En d'autres termes, 42% des inventeurs ne sont pas localisés, soit pratiquement 700 000. Il a ainsi fallu envisager une approche différente et nous avons procédé comme suit :

- Etape 1. Nous avons tout d'abord utilisé la base REGPAT 2020, cette base émanant de l'OCDE qui permet de géolocaliser près de 19 millions de brevets issus de PATSTAT. Grâce cette base de données, nous avons ainsi pu localiser les inventeurs impliqués dans 222 468 des 862 129 brevets IA repérés.
- Etape 2. Nous utilisons ensuite la variable de PATSTAT "person\_etry\_code" qui nous permet de localiser les inventeurs impliqués dans 194 090 brevets IA supplémentaires, si bien qu'il reste à ce stade 445 571 brevets à localiser. Sur les 416 558 brevets pour lesquels nous disposons de la localisation d'au moins un inventeur, seuls 291 874 brevets sont pleinement renseignés, et 124 684 demeurent incomplets.
- Etape 3. Nous exploitons l'information relative à la localisation de la ou des personnes morales impliquées dans l'invention. L'échantillon de départ comprend tous les brevets à l'exception de ceux dont la totalité des personnes physiques impliquées dans un brevet sont localisées, soit 570 255 brevets (soient 445 571 brevets sans information et 124 684 brevets avec

7. PATSTAT fournit deux variables permettant de localiser un brevet. Appln\_auth, qui indique le bureau dans lequel la demande de brevet a été déposée et person\_etry\_code, qui indique le pays de résidence de l'inventeur (qui n'est pas forcément sa nationalité). A titre d'exemple, si un inventeur habite en France, mais décide de protéger son brevet en Espagne, la variable appln\_auth va renseigner "Espagne" et person\_etry\_code va renseigner "France".

information incomplète.) Ce faisant, nous recouvrons de l'information pour 354 572 brevets.

Augmentés des 291 874 brevets pleinement informés, le nombre de brevets avec information partielle ou totale se porte alors à 646 446 brevets.

- Etape 4. Enfin, nous utilisons l'information sur les brevets pour lesquels nous disposons d'une information sur le pays de dépôt (variable "Appln\_auth", qui est systématiquement renseignée dans PATSTAT), et la localisation des inventeurs (variable "person\_etry\_code", cette dernière n'étant pas systématiquement renseignée). L'idée est simplement d'étudier, par pays, l'association entre le pays de dépôt et la localisation de l'inventeur. Nous nous concentrons sur les brevets de famille unitaire (dont l'invention est protégée dans un seul pays

uniquement), et excluons les brevets de taille de la famille supérieure. L'idée est la suivante. Existe-t-il une association forte, et par pays, entre le pays de résidence de l'inventeur et le pays de demande de protection intellectuelle ? Notre constat est le suivant : lorsque nous disposons de l'information sur le pays de demande dépôt et la localisation des inventeurs, nous observons que pour la Chine, cette relation est vraie à 93,3%. Ainsi, 93% des brevets correspondent à des cas où les inventeurs sont eux-mêmes chinois. Forts de ce constat, pour les brevets déposés en Chine, mais dont nous ne pouvons localiser les inventeurs, nous les attribuons à la Chine, avec une marge d'erreur de 6,7%. Nous procédons de même pour les autres pays qui montrent des associations importantes : pour le Japon (95,1%), la Corée du Sud (96,4%), les États-Unis (94,2%), Israël (89%), puis enfin la Russie (93,4%). Pour

les autres pays, et notamment les pays européens, aucun redressement n'est effectué du fait de l'absence d'association forte, ces dernières n'excédant pas 60%.<sup>8</sup> Cette quatrième étape nous permet ainsi de localiser 122 051 brevets pour lesquels nous ne disposons jusqu'alors d'aucune information. Une concaténation des différentes tables obtenues lors de ces quatre étapes et une suppression des doublons nous permet d'obtenir notre base de données de localisation des brevets. Nous avons pu localiser 768 497 brevets sur nos 862 129 brevets de départ (89,1%). Il faut noter qu'un brevet peut avoir plusieurs inventeurs. Par exemple, un brevet impliquant un résident américain, un résident allemand, puis un résident français sera comptabilisé à l'identique dans les trois pays États-Unis, Allemagne et France.



8. Nous sommes conscients que notre démarche induit un biais de sous-représentation des pays européens dans notre étude, et de sur-représentation pour les pays redressés. Du fait de la grande mobilité des inventeurs en Europe, nous avons effectué la quatrième étape de notre démarche en considérant l'Europe comme ne constituant qu'un pays. Malheureusement, l'association entre une demande de dépôt européenne et des inventeurs européen reste trop faible pour permettre un quelconque redressement. Nous réfléchissons à des stratégies alternatives futures.



## LE CONCEPT DE BASE DE CONNAISSANCES APPLIQUÉ AUX ACTEURS

Notre étude est basée sur les brevets détenus par les acteurs du monde de l'IA. Par acteurs, nous entendons aussi bien les entreprises ou les organismes de recherche que les pays à proprement parler. Nous décrivons leurs bases de connaissances à partir des modalités STFA dans lesquelles les acteurs développent leurs savoir-faire. Il s'agit d'une notion restrictive de la base de connaissances de ces acteurs, ce qui contraint quelque peu notre champ d'observation. De fait, en nous concentrant uniquement aux brevets liés à l'IA, nous faisons fi des compétences développées dans des domaines autres que ceux relatifs à l'IA. Nous ne nous intéressons pas aux liens entre entreprises non plus. Mais en l'absence d'information plus détaillée sur les emplois et les investissements des entreprises en matière d'IA, nous pensons que cette stratégie fournit une approximation acceptable des compétences développées par les acteurs du domaine.

Nous proposons de considérer l'ensemble des connaissances scientifiques et techniques des acteurs comme formant un réseau. Définies comme structure de corrélations, les connaissances s'apparentent naturellement à un réseau d'éléments, i.e. de variables. Ce faisant, notre analyse se différencie des approches quantitatives des bases de connaissances traditionnelles. Partant des dépenses de R&D, les formulations standard des bases de connaissances des acteurs sont certainement celles qui ont le plus contribué à proposer des mesures d'un stock de connaissances. S'il s'agit là d'une première approximation, elle reste toutefois insuffisante pour décrire les choix d'investissement et les stratégies de spécialisation des acteurs. Notre approche se distingue également des approches qualitatives dichotomiques des

bases de connaissances. Les travaux issus de la théorie évolutionniste ont intégré le concept de bases de connaissances dans celui plus large de routines. Les firmes sont perçues comme des répertoires de routines, porteurs de connaissances et compétences organisationnelles, ces dernières étant, par analogie, assimilées aux gènes de l'entreprise, modelant ce faisant son comportement. Cette approche a l'avantage de fournir une saveur organisationnelle au stock de connaissances précédemment identifié. Entre autres, nous retrouvons ici Nelson et Winter (1982), distinguant les routines statiques et dynamiques, Henderson et Cockburn (1994), différenciant les compétences architecturales et spécialisées, et Arora et Gambardella (1994), isolant les compétences technologiques de celles scientifiques.

Une manière intuitive de modéliser la base de connaissances d'une organisation ou d'un pays est simplement de la concevoir comme un répertoire de savoirs hétérogènes dont la coordination n'est pas aléatoire. Comme l'a proposé Nesta (2008), ces savoirs hétérogènes sont liés par leur degré de similarité et/ou de complémentarité qui fait que leur agencement est plus ou moins coûteux<sup>9</sup>. Dans l'esprit, nous suivons les propos du philosophe Parrochia (1993), pour qui l'archivage des savoirs, couplant les nœuds de connaissances (thématiques) et leur combinaison (connectivité) facilite leur articulation (thématiques et connectivité). De même, les travaux de Callon, et. al. (1986) portant sur la structuration des connaissances scientifiques et techniques, s'appuient sur l'analyse des réseaux de connaissances. Nous nous inscrivons également dans la filiation des Teece et al. (1994) pour qui les savoirs et les activités ne peuvent être le résultat d'une organisation fortuite.



9. Pour une description méthodologique détaillée en français, voir Dibiaggio and Nesta (2005).

## 5. LES INDICATEURS

### 5.1 LES INDICATEURS DÉCRIVANT LA TECHNOLOGIE COMME UN SYSTÈME DÉCOMPOSABLE

Les méthodologies permettant de représenter l'environnement technologique diffèrent selon deux choix essentiels. Le premier détermine le niveau de l'analyse, selon que l'on se situe au niveau d'une classe technologique (analyse univariée), de deux (analyse bivariée), ou de plusieurs (analyse multivariée). Le second choix concerne le type d'interrogations posées, selon que l'on s'intéresse à la distribution des occurrences technologiques, aux comparaisons ou aux groupements de technologies similaires, à la structure réticulaire des savoirs, à la décomposition de l'espace cognitif. Outre les statistiques traditionnelles caractérisant la distribution des technologies, nous distinguons deux familles de description de l'espace technologique, présentées ci-après.

#### 5.1.1 LA STATISTIQUE D'ENTROPIE

La première méthode est basée sur la statistique d'entropie. Dans ce cadre, l'ensemble des technologies composant un domaine technologique forme un système (Saviotti, 1986). Cette assertion insiste sur les liaisons entre technologies. C'est en examinant les technologies qui constituent une population de technologies que ces liaisons sont caractérisées. Puisque le matériau de base est le brevet, nous pouvons caractériser chaque brevet par une chaîne de caractères prenant la valeur 1 si le brevet s'appuie sur le composant technologique  $i$ , 0 sinon. Notre analyse se situe à un niveau intermédiaire de la classification de brevets, au quatrième niveau des sous-classes technologiques IPC. Ces sous-classes technologiques constituent donc la liste de nos composants technologiques. Par composant technologique, nous entendons les classes technologiques IPC (International Patent

Classes) répertoriées dans PATSTAT. Par exemple, si un brevet  $B$  combine les composants technologiques T1 et T2 seulement, il est décrit par la chaîne de caractères  $B_1 = \{110000 \dots 00\}$ . Si le brevet  $B_2$  combine les composants technologiques T1, T4 et T6, il est décrit par la chaîne de caractères  $B_2 = \{100101 \dots 00\}$ . Ainsi, chaque chaîne correspond à une combinaison technologique particulière.

Dans cette perspective, et en nous appuyant sur les travaux de Theil (1972), la statistique d'entropie propose deux mesures. La première mesure concerne la variété  $H$ , ou désordre, du système technologique. L'entropie du système technologique de l'IA est d'autant plus importante que la distribution des combinaisons technologiques est peu concentrée :

$$H = - \sum_C p_{ij\dots k} \cdot \log_2(p_{ij\dots k})$$

où  $p_{ij\dots k}$  représente la fréquence d'occurrences d'une combinaison technologique  $c$  par rapport au nombre de brevets déposés, et  $C$  représente le nombre de combinaisons technologiques observées. L'entropie minimale de la distribution est 0, quand toutes les observations se rangent dans une même combinaison technologique. Au niveau multivarié, l'entropie maximale correspond au cas où toutes les combinaisons technologiques se produisent en fréquence identique. Autrement dit, plus l'indicateur  $H$  est élevé, plus le système technologique est distribué et ne présente pas de hiérarchie technologique particulière.

La seconde mesure examine l'existence d'interdépendance entre les composants technologiques. Ici, la question ne concerne pas la distribution des brevets le long des combinaisons technologiques. Le propos est de savoir si l'occurrence d'un composant technologique liée à l'occurrence d'un ou

plusieurs autres composants. La mesure de l'information mutuelle  $T$  nous permet d'examiner, au niveau du système dans son ensemble, le degré d'interdépendance technologique :

$$T = \sum_C p_{ij\dots k} \cdot \log_2 \left( \frac{p_{ij\dots k}}{p_i \times p_i \times \dots \times p_k} \right)$$

La mesure  $T$  rapporte la probabilité d'occurrences des combinaisons technologiques  $p_{ij\dots k}$  (niveau multivarié) au produit des probabilités d'occurrence individuelles de chacun des composants technologiques (niveau univarié). Il est à noter que le produit des fréquences individuelles n'est autre que la probabilité d'occurrence  $p_{ij\dots k}$  quand les composants technologiques sont indépendants entre eux. Le logarithme du ratio nous donne une indication rapide du signe de la liaison. Un signe négatif indique que la fréquence technologique multivariée est plus faible que le produit des fréquences univariées. Inversement, un signe positif exhibe un lien positif entre deux ou plusieurs technologies. Sommer sur l'ensemble des technologies (au niveau multivarié) revient à spécifier si le système technologique est décomposable en sous-systèmes, i.e. en groupements de technologies. Si la somme est nulle ou négative, les technologies sont dites indépendantes : l'occurrence d'une technologie quelconque n'augmente pas la probabilité d'occurrence d'une autre technologie quelconque. Si la somme est supérieure à zéro, nous concluons à la présence d'interdépendances technologiques.



## LES INDICATEURS DE RELATION ENTRE DOMAINES STFA

Une originalité du rapport repose sur la construction de table mettant en relation les sous-domaines du modèle STFA, c'est-à-dire entre les sciences, les techniques, les fonctions, et les applications. Potentiellement, nous pouvons ainsi effectuer six croisements -  $(4 \times 3)/2$  - mais nous nous conformons à l'approche linéaire du processus d'innovation et choisissons d'examiner les relations entre : (i) les sciences et les techniques ; (ii) les techniques et les fonctions ; (iii) les fonctions et les applications. Pour ce faire, nous procédons comme suit. Dans l'exposé qui suit, nous nous concentrons sur la relation entre les sciences et les techniques, mais de manière générique, cet exposé vaut également pour les autres relations étudiées.

Soit  $N$  le nombre total de brevets. En notant  $P_{nj} = 1$  si le brevet  $n \in N$  appartient à la sous-technique  $t \in T$ , 0 sinon, et  $P_{ns} = 1$  si le même brevet  $n$  cite le sous-domaine scientifique  $s \in S$ , 0 sinon. Le nombre total de brevets appartenant à la sous-technique  $t$  et citant le domaine scientifique  $s$  est simplement  $O_{st} = \sum_{n \in N} P_{ns} P_{nj}$ . En appliquant ce simple compte sur l'ensemble des paires possibles, nous construisons une matrice  $\Omega(S \times T)$  :

$$\Omega(S \times T) = \begin{pmatrix} O_{11} & \dots & O_{1t} & \dots & O_{1T} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ O_{s1} & & O_{st} & & O_{sT} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ O_{S1} & \dots & O_{St} & \dots & O_{ST} \end{pmatrix}$$

La matrice  $\Omega(S \times T)$  recense le nombre observé de brevets de la sous-technique  $t$  citant le sous-domaine scientifique  $s$ . Cette matrice est construite sur l'ensemble des années, et nous excluons toute analyse dynamique à ce stade. Construisons

maintenant une matrice de taille identique dont les éléments recenseraient le nombre espéré de brevets de la technologie  $t$  citant le domaine scientifique  $s$ , sous hypothèse d'occurrence aléatoire des sous-technologies et des sous-domaines scientifiques. Pour ce faire, nous faisons l'hypothèse d'indépendance des événements "occurrence de la sous-technique  $t$ " et "occurrence du sous-domaine  $s$ ". A partir de la matrice  $\Omega$ , la probabilité d'occurrence du sous-domaine  $s$  est donné par  $\Pr(s = 1) = \sum_T O_{st} / \sum_S \sum_T O_{st}$  et la probabilité d'occurrence de la sous-technique  $t$  est donné par  $\Pr(t = 1) = \sum_S O_{st} / \sum_T \sum_S O_{st}$ . Sous hypothèse d'indépendance des deux événements, le nombre espéré de brevets de la sous-technique  $t$  citant le sous-domaine scientifique  $s$  est  $E_{st} = \Pr(s = 1) \times \Pr(t = 1) \times \sum_T \sum_S O_{st}$ .<sup>10</sup> Aussi obtenons-nous la matrice théorique  $\Omega^E(S \times T)$  suivante :

$$\Omega^E(S \times T) = \begin{pmatrix} E_{11} & \dots & E_{1t} & \dots & E_{1T} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ E_{s1} & & E_{st} & & E_{sT} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ E_{S1} & \dots & E_{St} & \dots & E_{ST} \end{pmatrix}$$

La mobilisation des deux matrices nous offre alors la possibilité d'analyser l'intensité de la relation entre un sous-domaine scientifique et la sous-technique, simplement en comparant le nombre observé  $O_{st}$  avec le nombre espéré  $E_{st}$ . Si  $O_{st} > E_{st}$ , alors le nombre observé de cooccurrence est supérieur est celui auquel on devrait s'attendre sous hypothèse d'occurrence aléatoire. Nous en concluons que le sous-domaine scientifique et la sous-technique s'attirent mutuellement. Si  $O_{st} < E_{st}$ , alors le nombre observé de cooccurrence est inférieur est celui auquel on devrait s'attendre sous hypothèse d'occurrence aléatoire. Nous en concluons que le sous-domaine scientifique et la sous-technique se repoussent

mutuellement. En fait, similairement à la statistique du  $\chi^2$ , nous normalisons cette différence en l'exprimant relativement au nombre espéré pour obtenir une statistique d'attraction mutuelle  $\tau_{st} = (O_{st} - E_{st}) / E_{st}$ . Aussi obtenons-nous la matrice suivante :

$$\Omega^T(S \times T) = \begin{pmatrix} \tau_{11} & \dots & \tau_{1t} & \dots & \tau_{1T} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ \tau_{s1} & & \tau_{st} & & \tau_{sT} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ \tau_{S1} & \dots & \tau_{St} & \dots & \tau_{ST} \end{pmatrix}$$

La statistique d'attraction mutuelle  $\tau_{st}$  peut être positive ou négative. Nous n'inférons aucune relation causale générale qui s'appliquerait de manière univoque aux résultats. C'est davantage nous propre appréciation des champs impliqués qui déterminera le sens de la relation, quand cela nous semble possible.

10. Notez que  $T_{st} = \Pr(s = 1) \times \Pr(t = 1) \times \sum_T \sum_S O_{st} = \sum_T O_{st} \times \sum_S O_{st} / \sum_T \sum_S O_{st}$ , ce qui est conforme aux effectifs théoriques construits dans un tableau du Chi-2.

## 5.2 LES INDICATEURS DÉCRIVANT LES ACTEURS

En nous appuyant sur les divers domaines STFA, nous reprenons la mesure de la spécialisation développée dans divers travaux (Piscitello, 1998a ; 1998b ; Praest, 1998 ; 1999 ; Cantwell et Fai, 1999 ; Cantwell et Piscitello, 1999 ; Fai, 1999). Un acteur (pays, organisation publique ou privée) est d'autant plus spécialisé qu'il développe des pôles d'excellence, en termes de spécialisation relative. En notant

$P_{a,j}$  le nombre de brevets détenus par l'agent  $a$  (ce dernier pouvant être alternativement un pays, une entreprise, une université), pour un domaine STFA  $j$ , et pour une année donnée, l'indice de spécialisation relative est défini par :

$$ISR_{a,j} = \frac{P_{a,j} / \sum_j P_{a,j}}{\sum_a P_{a,j} / \sum_a \sum_j P_{a,j}}$$

Cet indice est le ratio de deux proportions. La première est spécifique à l'acteur (le numérateur), la seconde est relative à l'ensemble des acteurs actifs dans domaine de l'IA (le dénominateur). Le numérateur représente la proportion de brevets appartenant au domaine donné  $j$  pour l'acteur  $a$ . Le dénominateur n'est autre que cette même proportion (la part des brevets appartenant au domaine  $j$ ) pour l'ensemble des brevets. Cet indice est compris dans l'intervalle  $[0 ; +\infty[$ , et sa valeur pivot est l'unité. Si cet indice excède l'unité, ledit acteur est plus spécialisé dans le domaine  $j$  par rapport au reste du monde. Inversement, si l'indice est inférieur à 1, cet acteur est plutôt moins spécialisé dans le domaine  $j$  par rapport au reste du monde. Sans altérer l'interprétation de l'indicateur, et dans le but de faciliter la visualisation des résultats, nous normalisons cet indicateur tel qu'il appartienne à l'intervalle  $[0 ; +2[$  comme suit :

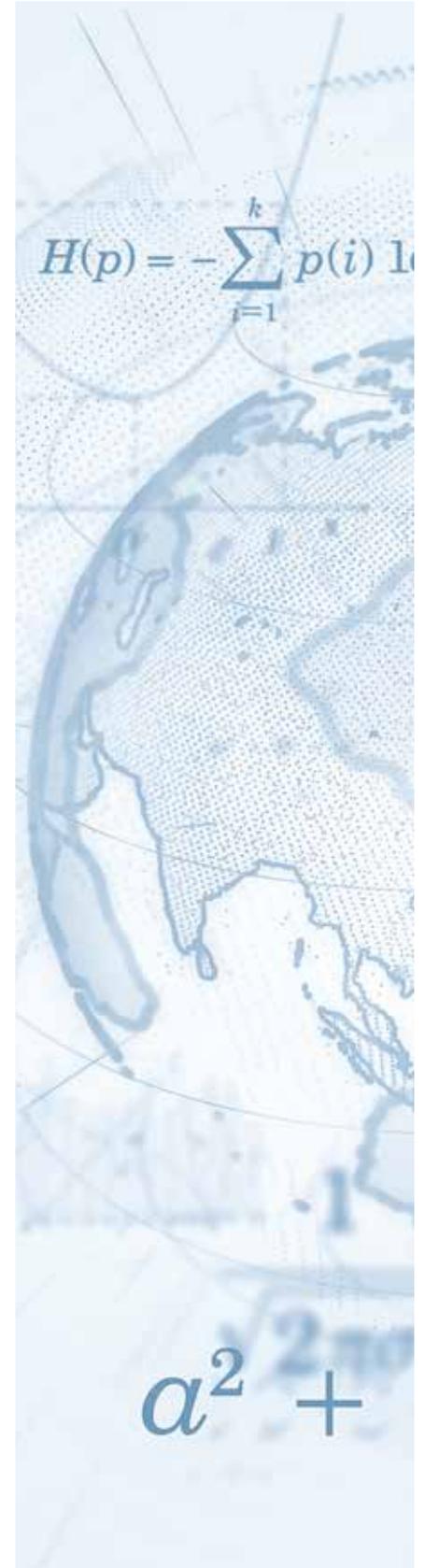
$$NISR_{a,j} = \left( \frac{ISR_{a,j} - 1}{ISR_{a,j} + 1} \right) + 1$$

L'indice  $NISR_{a,j}$  garde l'unité comme valeur pivot. Il peut s'appliquer à chacun des domaines STFA individuellement. Dans ce rapport, nous l'appliquerons aux fonctions exclusivement. Ce choix est d'ordre pratique. Dans le souci de ne pas produire une infinité de résultats, nous avons fait le choix de nous concentrer sur les fonctions, se situant à l'interface entre les techniques et les applications.<sup>11</sup>

Enfin, pour une année donnée, nous mesurons le degré de spécialisation de l'acteur, sur l'ensemble des domaines par l'indice d'Herfindahl - Hirschman comme suit :

$$HHI_a = \sum_j s_{a,j}^2$$

où  $s_{a,j}$  représente la proportion des brevets de l'acteur  $a$  appartenant au domaine TFA  $j$ . Cet indice n'est autre qu'une mesure de la concentration des brevets dans des domaines particuliers. Sa valeur maximale de 1 indique que la production de brevets de l'acteur est concentrée en un seul domaine, tandis qu'une valeur minimale de 0 indique que la production de brevets est diversifiée. Ainsi si l'agent ne possède pas de pôle d'excellence scientifique relativement aux autres classes dans lesquelles il est présent, son degré de spécialisation  $HHI$  est faible. Si au contraire son profil technologique est très prononcé,  $HHI$  est proche de l'unité. L'évolution de cet indice pour un acteur donné révèle ainsi des stratégies de spécialisation ou de diversification.



11. Nous invitons le lecteur désireux de connaître les résultats pour les techniques et les applications à contacter les auteurs directement.

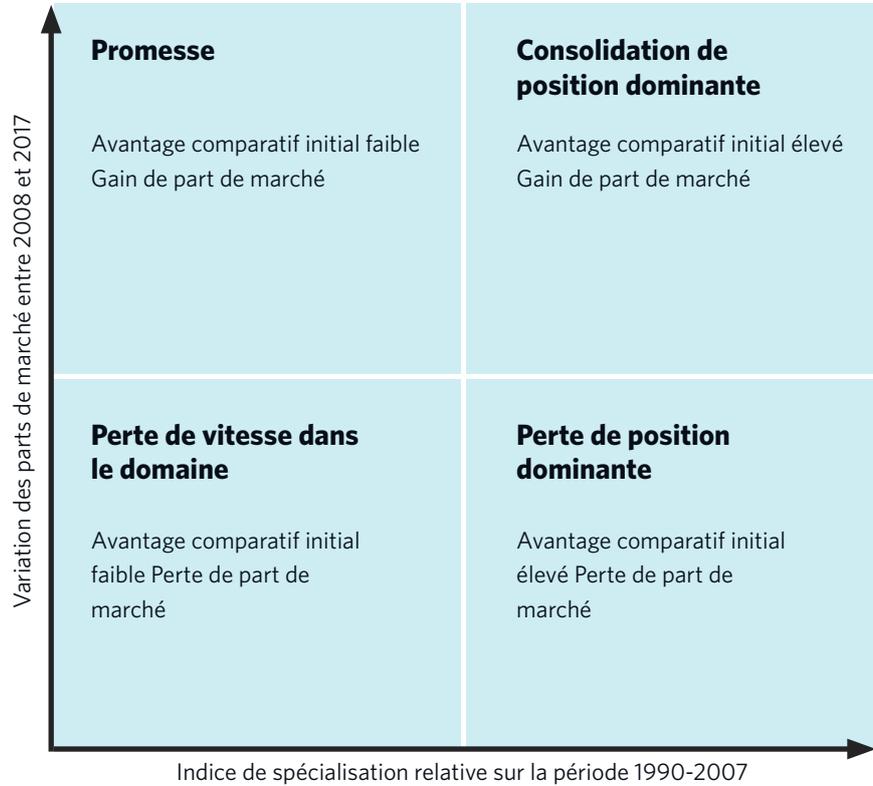


### 5.3 LE POSITIONNEMENT STRATÉGIQUE DES PAYS

Dans une perspective d'analyse stratégique, les différents domaines TFA de l'intelligence artificielle présents sur un territoire - i.e. un pays - peuvent révéler une dynamique particulière, positive si on observe des gains de part de marché, négative dans le cas contraire. En s'inspirant du travail de Nesta et Patel (2004), il est possible de se concentrer sur certains domaines TFA jugés stratégiques, et de révéler le positionnement stratégique des pays par une matrice stratégique présentée dans la **A.3**.

L'axe des abscisses représente l'indice de spécialisation relative d'un champ de l'IA donné pour la période 1990-2007. Cet axe est normé entre 0 et 2 avec l'unité comme valeur pivot : plus un pays est situé à droite du graphique (notamment à la droite de 1), plus sa production de brevets pour le champ considéré est importante relativement aux autres pays étudiés. Ce faisant, le pays révèle un avantage technologique dans ce domaine. L'axe des ordonnées mesure le taux de croissance dudit domaine TFA du pays dans le champ considéré. Ainsi, le positionnement d'un pays au-dessus de l'axe horizontal révèle un gain de parts de marché de la production locale par rapport à la production mondiale dans le domaine sur la période 2008-2017. Cet axe n'est pas normé et est ajusté au contexte de croissance des activités des autres territoires afin d'en faciliter la lecture.

**A.3** La matrice stratégique appliquée au modèle TFA



La combinaison de ces deux axes permet de caractériser les activités d'un pays dans un domaine selon son positionnement dans l'un des quatre cadrans. Le cadran supérieur droit regroupe les pays qui ont un ISR élevé dans le paysage mondial et dont les parts de marchés continuent de croître. Il s'agit donc de pays qui renforcent leur position déjà dominante dans le domaine TFA considéré, sur la période analysée. Inversement, les pays positionnés dans le cadran inférieur gauche sont des pays dont la part de production de brevets est relativement faible dans le domaine par rapport à la production mondiale et qui de surcroît perdent des parts de marché. Ces pays sont donc en perte de vitesse dans le domaine TFA considéré par rapport aux autres pays. Ce sont des pays qui, probablement, seront contraints de suspendre leurs activités concernant la recherche dans le domaine face à l'évolution rapide dans les différents domaines de l'IA. Le cadran supérieur gauche représente les pays dont les parts de marchés n'ont cessé de croître dans le domaine sur la période 2008-2017 malgré une spécialisation relativement faible dans ce domaine par rapport à d'autres pays sur la période précédente (1990- 2007). En ce sens, ces pays peuvent croire à une possible position dominante sur le court/moyen terme. Enfin, le cadran inférieur droit est constitué de pays très spécialisés (ISR supérieur à 1) dans le domaine sur la période 1990-2007, mais qui s'avèrent en perte croissante de parts de marchés sur la période 2008-2017. On observe donc une perte de position dominante de ces pays dans le domaine TFA considéré.

Ainsi pour chaque catégorie d'IA (techniques, fonctions, applications), nous allons étudier le positionnement de huit pays (France, Allemagne, Royaume-Uni, États-Unis, Canada, Japon, Corée du Sud et Chine) dans chacun des quatre plus grands domaines TFA considérés.





## 6. LES POINTS ESSENTIELS À RETENIR

**01** En recensant les brevets de manière systématique, la base PATSTAT constitue une source d'information unique sur le comportement d'innovation. Il nous est alors possible de rendre compte du processus conjoint de spécialisation des acteurs et de structuration des savoirs. Outre son identifiant unique, chaque brevet est caractérisé par : (i) l'année de première de demande de dépôt ; (ii) le(s) propriétaire(s) (individus, laboratoires publics ou entreprises) et leurs adresses ; (iii) le nom des inventeurs et leurs adresses ; (iv) un vecteur de classes technologiques ; (v) son titre, son résumé ; (vi) ses citations envers des brevets antérieurs et envers des publications scientifiques pertinentes pour l'invention en question ; (vii) la taille de la famille.

**02** Nous nous appuyons sur la méthode du bureau international des brevets (WIPO) et de leur rapport "WIPO Technological Trends 2019 - Artificial Intelligence". Cette classification reprend les trois principales catégories d'IA du triptyque TFA : (i) les techniques ; (ii) les fonctions ; (iii) les domaines d'applications.

**03** Entre 1990 et 2017, il y a plus de 860 000 brevets en relation avec l'IA, pour environ 660 000 familles. Parmi eux, environ 209 000 brevets peuvent être considérés comme des techniques IA, environ 266 000 des fonctions IA et 703 000 des applications IA. La taille moyenne d'une famille de brevets IA est donc de 1,3 brevet.

**04** Nous parvenons à localiser pratiquement 90% des brevets de manière fiable, ce qui constitue une valeur ajoutée de ce travail. Les études localisent généralement un brevet par l'autorité nationale de demande de protection intellectuelle.

**05** Nous augmentons le modèle TFA des publications scientifiques citées dans les brevets. La base recense ainsi 550 000 articles cités. Entre 1990 et 2017, le nombre d'articles scientifiques cités dans les brevets IA augmente constamment. Cette croissance reste toutefois inférieure à celle du nombre de demandes de brevets.

**06** Nous distinguons trois types d'acteurs : le pays, les entreprises, et les organismes publics. Ceci nous permet d'établir une cartographie des pays actifs dans le domaine de l'IA.

**07** Nous décrivons les bases de connaissances des acteurs à partir des modalités STFA dans lesquelles ils développent leur savoir-faire. En l'absence d'information plus détaillée sur les emplois et les investissements des entreprises en matière d'IA, nous pensons que cette stratégie fournit une approximation acceptable des compétences développées par les acteurs du domaine.

**08** Pour représenter l'environnement technologique et sa dynamique, nous complétons le modèle STFA de la statistique d'entropie du système technologique de l'IA. Celle-ci est d'autant plus importante que la distribution des combinaisons technologiques est peu concentrée. La statistique d'information mutuelle nous informe sur la décomposabilité du paradigme technologique de l'IA.

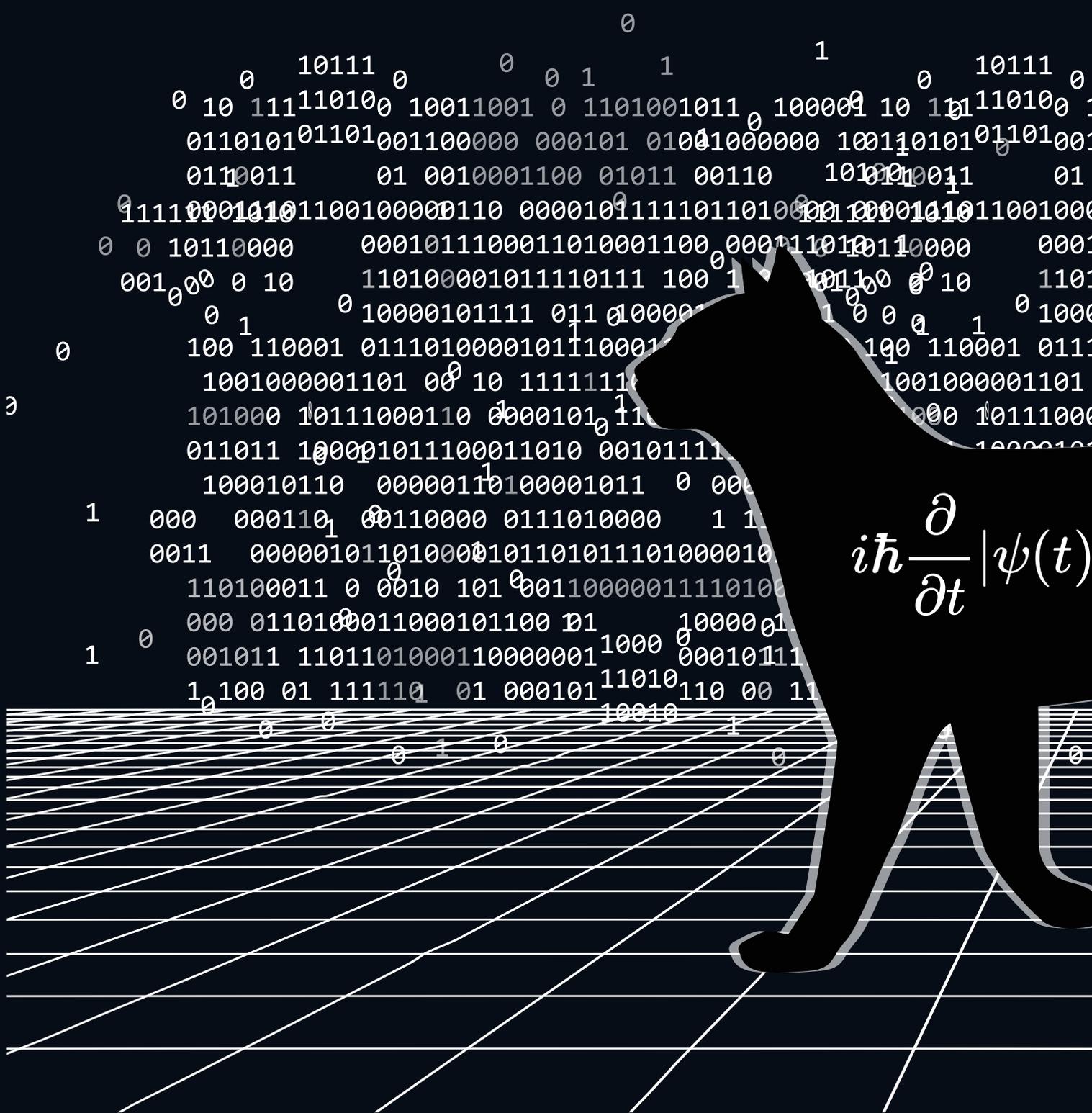
**09** En nous appuyant sur les divers domaines STFA, nous disons d'un acteur (pays, organisation publique ou privée) qu'il est d'autant plus spécialisé qu'il développe des pôles d'excellence, en termes de spécialisation relative. Une mesure plus générale de la spécialisation consiste à estimer la concentration des brevets dans les domaines TFA.

**10** En combinant l'indice de spécialisation relative avec l'évolution des parts de marché, pour un domaine TFA donné, nous construisons une matrice stratégique qui révèle le positionnement stratégique des pays en termes : (i) de consolidation de position dominante ; (ii) de promesse ; (iii) de perte de position dominante ; (iv) de perte de vitesse.



There has never been a time of  
greater promise, or one of greater  
potential peril.”

Klaus Schwab, The Fourth Industrial Revolution



$$i\hbar \frac{\partial}{\partial t} |\psi(t)\rangle$$





**SKEMA Business School, Direction de la Valorisation de la Recherche**  
**Document non contractuel - Avril 2022**  
**Association loi 1901 - N° d'existence W 595008501**

*"Toute reproduction, représentation, utilisation ou modification, par quelque procédé que ce soit et sur quelque support que ce soit, du présent document, sans avoir obtenu l'autorisation préalable de SKEMA, est strictement interdite et constitue un délit de contrefaçon."*

Conception - réalisation: Agence CAD ; Crédit photos et illustrations : Shutterstock ©2022

