

L'intelligence artificielle pour les innovations technologiques agricoles ? Une révolution !

AI for agricultural, technological innovations? A revolution!

Didier Lebert¹

¹ Unité d'Economie Appliquée, ENSTA Paris, i3-CRG Ecole Polytechnique - CNRS (UMR 9217), Institut Polytechnique de Paris, France, didier.lebert@ensta-paris.fr

RÉSUMÉ. Jusqu'à quel point l'intelligence artificielle (IA) transforme-t-elle les manières d'innover dans ses nombreux domaines d'application ? Nous proposons une méthode originale fondée sur l'analyse des réseaux pour repérer les inflexions de trajectoires technologiques et les ruptures paradigmatiques que les innovations dans ce domaine engendrent dans l'agriculture. Nous l'appliquons sur la période 2013-2019 en utilisant des données de brevets. Nous montrons que l'IA joue un rôle moteur dans la transformation des processus d'innovation dans le domaine agricole, en lien avec les défis qui se posent dorénavant en matière de gestion des récoltes.

ABSTRACT. To what extent is artificial intelligence (AI), in its many applicable fields, transforming the ways to innovate? In order to identify the technological trajectory inflexions and paradigmatic shifts that innovations in this field generate in agriculture, we propose an original method based on network analysis. Using patent data, we apply this method to the 2013–2019 period. We show that AI plays a driving role in the transformation of innovation processes in agriculture, in connection with the challenges that now arise in crop management.

MOTS-CLÉS. Intelligence artificielle, agriculture, trajectoires technologiques, paradigmes technologiques, analyse des réseaux.

KEYWORDS. Artificial intelligence, agriculture, technological trajectories, technological paradigms, network analysis.

1. Introduction

Jusqu'à quel point l'intelligence artificielle (IA) transforme-t-elle les manières d'innover dans ses nombreux domaines d'application ? Avec l'IA – ensemble de dispositifs issus des mathématiques et de l'informatique simulant certaines fonctions cognitives humaines, comme l'apprentissage automatique ou profond, les réseaux neuronaux artificiels, à convolution, les algorithmes génétiques, la logique floue, la vision par ordinateur et le traitement d'images associé, notamment –, nous portons notre attention sur des technologies dans l'enfance à potentiel de maturation rapide. Il n'existe que peu de doutes sur le degré élevé d'ubiquité que ces technologies atteindront – *i.e.* sur leur statut à venir de *General Purpose Technology* [HOT 22]. Il existe déjà une littérature portant sur l'impact de l'IA sur les processus d'innovation technologique [VAL 17] [COC 19]. Nous nous en distinguons en proposant une méthode quantitative originale pour mesurer cet impact. Cette méthode repose sur une représentation en « graphes » des processus d'invention technologique, et sur l'usage d'outils issus de l'analyse des réseaux [WAS 94].

L'un des domaines d'application importants de l'IA est l'agriculture. A l'échelle mondiale, ce domaine est confronté à de nombreux défis qui peuvent avoir des effets importants sur les récoltes et engendrer de sérieux dommages environnementaux. [BAN 18], [JHA 19], [PAT 20] et [MES 20] procèdent à de larges revues de littérature sur les usages de l'IA en agriculture pour répondre à ces défis. La gestion des cultures, de leurs maladies, de leur dégradation par les insectes ravageurs, mais également la gestion du stockage, du séchage et de la calibration des récoltes, la gestion des sols et de leur irrigation, la minimisation de l'application d'herbicides, ou encore la prédiction des rendements : voici des enjeux auxquels l'IA peut d'ores et déjà apporter des réponses. Cette intelligence se niche dans des capteurs, des systèmes experts, dans les véhicules, instruments et outils traditionnels ou nouvellement employés dans ce secteur (drones, robots) pour produire, traiter et communiquer de la donnée, automatiser et optimiser les processus de la production agricole.

Nous proposons dans cet article une méthode pour quantifier l'impact de l'IA sur les processus d'innovation technologique agricole. Cette méthode repose sur l'étude des interactions entre bases de connaissances technologiques. Appliquée sur le temps long, elle conduit à identifier des inflexions de trajectoires technologiques, voire des ruptures paradigmatiques [DOS 82].

Dans une deuxième section, nous présentons les modèles qui servent de base à l'édification de la méthode quantitative pour repérer ces déviations ou ruptures. Dans la troisième section, nous étudions l'interaction entre les bases de connaissances technologiques IA et agricoles sur la période 2013-2019 à l'échelle internationale (bases de données de brevets Orbit Intelligence et PATSTAT, cinq principaux marchés des technologies : Etats-Unis, Europe, Japon, Chine, Corée du Sud). Nous montrons que l'IA impulse de nouvelles dynamiques d'innovation dans le domaine agricole qui s'apparentent à une véritable rupture paradigmatique.

2. Les modèles structuraux de diffusion technologique

La base de connaissances d'une entreprise [SAV 09] ou d'une industrie [KRA 11] correspond à la connaissance collective (impliquant division du travail et coordination) utilisée *sur une période donnée* pour atteindre les objectifs productifs de l'entité en question. Des unités agrégées de connaissances sont le plus souvent appelées pour représenter de manière opérationnelle ces bases, par exemple – dans la littérature d'économie de l'innovation que nous venons de citer – les codes technologiques contenus dans les brevets déposés par l'entité¹. Nous parlons dans ce cas de « base de connaissances technologiques », et c'est en prolongement de cette littérature que nous nous situons. L'association entre ces unités conduit à des représentations en réseau de cette base, où les unités de connaissances constituent les nœuds du réseau, où les associations entre ces unités dans les inventions engendrent des liens entre ces nœuds, et où l'intensité des associations sont indiquées pour chacun de ces liens.

Dans la définition donnée plus haut d'une base de connaissances, la terminologie « sur une période donnée » (que nous ajoutons à la définition de [SAV 09], et qui est implicite chez lui) nous semble importante. Il s'agit durant cette période de repérer la finalité de la création de connaissances technologiques au sein de l'entité. La question n'est pas de savoir ce qu'on est capable de faire à l'échelle de l'entreprise ou de l'industrie à un moment donné en tenant compte de l'ensemble de l'expérience passée, mais de savoir ce que l'on fait effectivement à ce moment. Autrement dit, ces auteurs souhaitent identifier la stratégie suivie en matière de production de connaissances nouvelles, pour éventuellement mesurer les impacts que cette stratégie engendre sur la performance de l'entité [NES 05]. Contrairement à Saviotti et ses collègues, ce ne sont pas les stratégies datées qui nous intéressent ici, mais la capacité de certaines technologies à produire de la nouveauté en s'associant, avec le temps passant, à un nombre croissant d'autres technologies. Nous utilisons le vocable de « technosystème d'innovation » pour qualifier cette représentation. Elle est en effet systémique au sens de [CAR 02], car elle se concentre sur des technologies en étroites interactions et sur les produits de ces interactions. En définitive, c'est une propriété liée à la technologie elle-même qui est au centre de notre étude : son degré d'ubiquité, qui intègre l'ensemble de l'histoire de la technologie. Nous insistons alors sur le caractère cumulatif de la connaissance, et l'évolution du degré d'ubiquité de la technologie dans le temps est représentative d'un processus de diffusion.

¹ Deux nomenclatures technologiques principales sont utilisées dans les brevets : la CIB (Classification Internationale des Brevets) et la CCB (Classification Coopérative des Brevets). Dans leurs versions les plus détaillées, elles comportent respectivement environ 70 000 et 260 000 entrées, chacune correspondant à une définition technologique à laquelle les inventeurs, déposants et examinateurs des brevets allouent les inventions. Chaque invention s'associe à une combinaison de ces codes. Dans cet article, nous utiliserons la nomenclature CCB. Pour obtenir des définitions précises des codes cités ici, le lecteur peut visiter le site de l'office étasunien : <https://www.uspto.gov/web/patents/classification/cpc/html>.

Deux méthodes sont traditionnellement utilisées pour opérationnaliser les études sur les bases de connaissances technologiques : quelquefois, l'ensemble des brevets déposés par une entité est pris en compte [SAV 09] alors que, dans d'autres cas, c'est l'ensemble des brevets contenant des unités de connaissances spécifiques qui est retenu, indépendamment de l'identité des inventeurs ou des déposants [KRA 11]. C'est cette deuxième approche que nous privilégions ici pour les technosystèmes d'innovation. En effet, ce qui nous intéresse, ce sont les coévolutions entre inventions IA et agricoles indépendamment des entreprises, universités ou centres de recherche qui en sont à l'origine. Il est à noter qu'il est toujours possible de retrouver l'identité (et les localisations) de ces inventeurs et déposants en utilisant des bases de données de brevets usuelles (Google Patent, Derwent Innovation, Orbit Intelligence, etc.). Mais ce n'est pas ce qui motive notre présente recherche. *A fortiori*, nous n'allons pas insister sur la manière dont ces acteurs s'organisent collectivement pour arriver à leur fin. En approfondissant dans ce sens, nous retrouverions la notion de « système technologique d'innovation », compris comme le réseau des acteurs et des institutions qui contribuent à la création, à la diffusion et à l'utilisation d'une technologie et de ses variantes [BER 15].

Les modèles de diffusion technologique que nous utilisons ici peuvent, de prime abord, être interprétés comme une extension de la représentation des bases de connaissances technologiques telle que Saviotti et ses collègues l'envisagent [NES 05] [SAV 09] [KRA 11] [NAS 13] [KRA 14]. Des unités agrégées de connaissances sont extraites d'un brevet (sous la forme de codes technologiques) et leur association conduit à tisser des liens entre elles, produisant la brique élémentaire d'un réseau. L'agrégation de brevets complexifie le réseau.

Le réseau correspond mathématiquement à un « graphe », qui est un modèle abstrait du réseau constitué d'objets appelés « nœuds » et de « liens » entre ces nœuds. Les graphes que nous produisons à partir des données de brevets sont labellisés (par les codes des technologies / objets), pondérés (par les intensités des liens entre ces technologies), non dirigés (il n'y a pas de relations orientées – par exemple d'antériorité – entre les technologies) et non réflexifs (une technologie ne peut pas être, par construction, en relation avec elle-même) [BOL 02]. Ainsi conçu, nous avons affaire à des « graphes de cooccurrences technologiques » [FAU 21]. Les auteurs étudiant les bases de connaissances technologiques font appel à deux types de métriques portant sur ces graphes. Les premières sont issues de l'analyse des réseaux [WAS 94]. Elles comprennent la densité du réseau (le nombre de connexions effectives sur le nombre possible de connexions), le nombre (« degré ») et l'intensité (« force ») des connexions par technologie, la centralité (l'importance relative) d'une technologie dans le réseau, etc. D'autres métriques sont issues de l'usage de techniques statistiques inspirées de [TEE 94] caractérisant la structure globale des connexions (en termes de « cohérence technologique » ; [PIS 05]) et chacune de ses composantes (en termes de complémentarité / *relatedness* ; [NAS 13]). La logique de cette littérature sur les bases de connaissances technologiques à l'échelle de l'entreprise et de l'industrie est de produire des photographies propres à chaque période et de mesurer des distances entre elles (*i.e.* des évolutions) que la valeur des métriques décrites plus haut permettent d'apprécier.

Pour tous ces auteurs, l'image des bases de connaissances technologiques successives sous la forme de réseaux est particulièrement adaptée pour rendre compte de deux propriétés majeures de la connaissance dans un cadre d'analyse néo-schumpétérien [DOS 10]. Il y a d'abord la « création », l'innovation véritable (à périmètre entreprise ou industrie constant), qui se traduit par l'apparition de nouveaux nœuds dans le réseau [KRA 11]. De nouvelles unités de connaissance font désormais partie intégrante des processus d'invention. Il y a ensuite la « recombinaison » de connaissances, qui est repérée par la création de nouveaux liens entre des nœuds déjà présents dans le réseau antérieur [FLE 01] [FLE 04]. Ces deux propriétés sont illustrées dans la Figure 1.

Dans cette représentation, les « décombinaisons » ne sont prises en compte qu'au travers de l'évolution de la valeur des métriques décrites plus haut, mais ne sont pas considérées strictement

comme le résultat d'une invention (par exemple, on abandonne certaines combinaisons technologiques parce qu'elles deviennent moins performantes, obsolètes, remplacées par d'autres). De manière plus générale, la dimension cumulative de la connaissance [ART 09] n'est pas strictement définie dans cette littérature associant l'invention à une représentation sous la forme d'un réseau. Comme le notent [PER 21], ce défaut n'est pas propre à cette approche. En effet, la cumulativité de la connaissance technologique peut se comprendre de plusieurs manières. Elle peut être conçue comme l'opposé d'un changement radical (*i.e.* faisant fi du passé), mais aussi comme la persistance dans le temps de l'activité d'invention pour une ou des technologies données, ou bien encore comme la référence à des sources anciennes de connaissances dont les inventions actuelles dépendent.

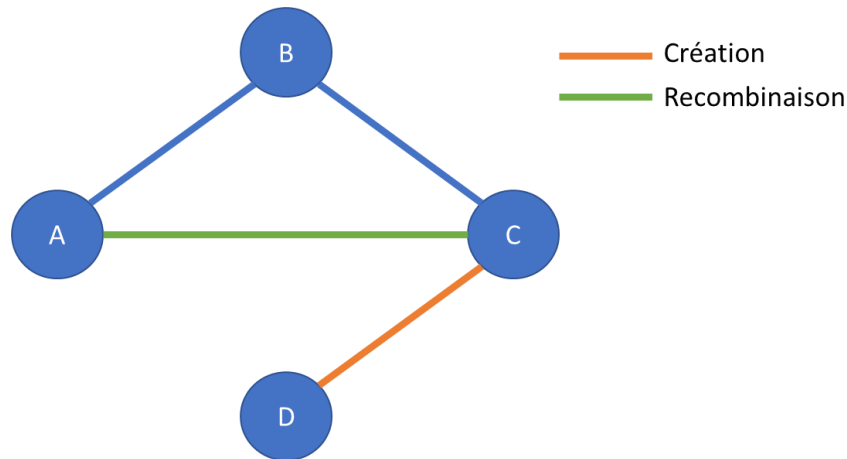


Figure 1. Créations et recombinaisons dans un réseau technologique

Lecture. Les technologies sont les nœuds labellisés de A à D. Les liens en bleu représentent l'état du réseau en t , alors qu'en vert et orange apparaissent ses transformations en $t+1$, qui correspondent respectivement à une recombinaison et à une création.

Nous pourrions dire que l'approche de Saviotti et collègues, en comparant des structures en recomposition permanente, posent l'hypothèse d'une cumulativité partielle prenant l'unique forme des recombinaisons telles que définies plus haut. En effet, même la prise en compte de la nouveauté véritable dans leur approche est questionnable, car le nœud qui apparaît en $t+1$ peut avoir été présent en $t-1$ et absent en t . Cette approche ne peut en tout cas, par construction, pas traiter des deux autres perspectives de la cumulativité mentionnées par [PER 21] : celle ayant trait à la persistance de l'activité d'innovation (il faudrait, dans ce cas, agréger, périodes après périodes, les bases de connaissances, et non les considérer séparément, et procéder à des focus sur certaines technologies sur longue période) et celle relative à l'usage de connaissances anciennes (il faudrait alors utiliser des données de citations de brevets, à la manière dont procèdent [ACE 16]). Les modèles de diffusion que nous utilisons font appel à la deuxième notion de cumulativité (la persistance de l'activité d'innovation) dans une acception absolue : ces modèles, dans leur forme classique, considèrent qu'on n'oublie rien du passé, et que l'on peut tracer l'histoire de n'importe quelle technologie en maintenant dans l'analyse les associations devenues aujourd'hui caduques. La Figure 2 illustre cela, en distinguant l'approche de la cumulativité dans ces modèles de celle qui est à l'œuvre dans les analyses à la Saviotti.

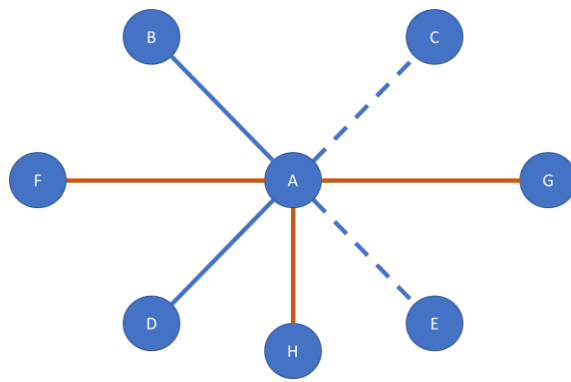


Figure 2. Deux manières de concevoir l'évolution du réseau

Considérons le réseau personnel d'une technologie A. Ce réseau est une partie du réseau technologique global, et prend la forme d'une étoile dont le centre est A et où chaque branche est une technologie qui s'associe à A dans les brevets. Distinguons deux périodes. La première est représentée par les connexions en bleu dans la Figure 2, la deuxième période comprenant quant à elle des connexions nouvelles en rouge. Cependant, entre les deux périodes, certaines connexions sont abandonnées. Ces connexions obsolètes sont figurées en tirets. Cette figure reproduit la logique des analyses à la Saviotti et collègues : le réseau personnel de A comprend B, C, D et E en période 1, puis B, D, F, G et H en période 2. Les métriques utilisées par les auteurs servent à déterminer la distance entre ces deux structures d'identités.

Dans notre approche, le fait que C et E ne soient plus d'actualité en période 2 n'empêche pas de les intégrer au graphe, de sorte qu'au-delà de l'intérêt pour l'identité des technologies connectées à A dans le temps historique, c'est à celui de l'évolution du nombre de connexions qu'il convient de porter attention. Globalement, cela signifie qu'on ne perd pas en connaissances entre les deux périodes, et A est capable de se connecter à 4 technologies en période 1 et à 7 en période 2. Autrement dit, A saura se reconnecter à C et E au besoin parce qu'elle l'a déjà expérimenté dans le passé. C'est le passage de 4 à 7 qui intéresse les modèles dits « structuraux » de diffusion, car ce passage représente, rapporté au nombre de technologies dans le réseau global, la hausse du degré d'ubiquité de la technologie A.

[LEB 19] construisent un réseau technologique de cette sorte sur longue période (1980-2015) à partir d'inventions déposés à l'Office Européen des Brevets touchant l'instrumentation médicale. Il semble, selon leurs travaux, que l'augmentation du degré d'ubiquité de ces technologies suive une courbe logistique. Il devient alors possible de prédire deux grandeurs d'intérêt : la date de maturité de la technologie (celle à partir de laquelle la courbe de diffusion devient concave) et la diffusion de ces technologies à long terme (la valeur de l'asymptote supérieure de cette courbe), ou autrement dit leur ubiquité maximale.

Deux extensions peuvent être envisagées à partir de ce modèle de base.

La première extension cherche à prédire l'identité des technologies qui vont se connecter à court terme aux réseaux personnels de chaque technologie source. La manière la plus simple de procéder consiste à produire des probabilités de connexion directe à des technologies auxquelles la technologie source est aujourd'hui connectée indirectement par un chemin géodésique (court) de longueur 2 dans le réseau. L'intensité des connexions (le nombre de brevets dans lesquels les technologies se combinent) joue alors un rôle important dans la détermination de ces probabilités. Imaginons que la technologie A soit aujourd'hui connectée à B et C respectivement avec des intensités de 1 et 10, et indirectement, *via* B à D, et *via* C à E, avec des intensités entre B et D de 1 et entre C et E de 10. Dans ce cas, la probabilité que A se connecte directement à E dans le futur proche est beaucoup plus élevée que celle qui la connecterait à D, parce que A, C et E interagissent

aujourd'hui beaucoup plus étroitement entre elles. Ce modèle est assez simple à valider empiriquement, parce qu'il engendre par construction deux phénomènes facilement détectables à l'échelle du réseau global : cette procédure de connexion accroît la *clusterisation* du réseau (le nombre de « triangles » qu'il contient relativement au nombre de chemins de longueur 2) et diminue très faiblement la longueur moyenne de ses chemins géodésiques. Autrement dit, cette procédure de connexion a tendance à engendrer des réseaux plus « réguliers » au sens de [WAT 98]. [ANE 23] montrent que ce modèle simple n'est pas nécessairement adapté pour expliquer la diffusion de technologies émergentes, car la régularisation de la structure des connexions dans le temps n'est pas vérifiée dans le cas qu'ils étudient (la *blockchain*). Selon eux, il est nécessaire, pour ces technologies émergentes, de développer des modèles de prédiction de connexions plus complexes, prenant par exemple en compte des phénomènes de saut aléatoires de connexions qui créent des liens directs à partir de liens indirects strictement supérieurs à 2.

La deuxième extension du modèle de base porte sur les coévolutions entre les trajectoires de diffusion de deux technologies. Leurs réseaux personnels peuvent comprendre des technologies identiques, et d'autres qui leur sont spécifiques. Peut-être, d'ailleurs, que chacune de ces deux technologies fait partie du réseau personnel de l'autre. Si l'on retient strictement le principe de la première extension, ces deux trajectoires de diffusion sont amenées à terme à se confondre, car les connexions additionnelles de l'une tendront à se faire avec les connexions spécifiques de l'autre (*i.e.* aujourd'hui connectée indirectement par un chemin géodésique de longueur 2). La coévolution sera d'autant plus faible que l'on s'éloigne de la procédure de cette première extension. Mais elle existera dès lors que la procédure de connexion additionnelle n'est pas pleinement aléatoire. C'est cette deuxième extension des modèles structuraux de diffusion technologique que nous explorons dans cet article. Elle a pour objectif d'étudier les interactions entre technosystèmes d'innovation autour de technologies ciblées afin de repérer les inflexions de trajectoires et les ruptures paradigmatiques que les unes peuvent engendrer sur les autres.

Pour conclure cette section, synthétisons la progression qui conduit des premiers modèles structuraux de diffusion technologique au présent article en isolant les éléments utiles pour les décideurs (publics et privés) en matière de gestion des processus d'innovation :

- le modèle d'origine [LEB 19] a pour intérêt de repérer des *Key Enabling Technologies* (*i.e.* des technologies à potentiel de maturation rapide) et de potentielles *General Purpose Technologies* (*i.e.* des technologies à degrés d'ubiquité très élevés) ;
- les modèles de l'extension 1, discutés dans [ANE 23], peuvent être utiles pour anticiper les voies du progrès technique à court terme et leur degré de radicalité (rapporté à la Figure 1, il est possible de qualifier l'évolution du réseau technologique en distinguant ce qui relève de recombinaisons de ce qui correspond à des créations. Empiriquement, plus le nombre de créations est important, plus on s'éloigne du modèle simple présenté plus haut, où seules des recombinaisons sont possibles) ;
- les modèles de l'extension 2, que nous présentons dans cet article, servent à quantifier les effets d'entraînement que les innovations technologiques peuvent produire, en termes d'inflexions de trajectoires ou de ruptures paradigmatiques [DOS 82].

3. Données et résultats

Nous allons produire dans cette section des cartes montrant l'imbrication croissante entre les inventions IA et agricoles sur la période 2013-2019. Ces cartes correspondent à des graphes de cooccurrences technologiques élaborés à partir de données de brevets (des technosystèmes d'innovation). L'évolution dans le temps du contenu et de la forme de ces graphes vont nous permettre de repérer des inflexions de trajectoires technologiques, voire des changements de paradigmes. Nous allons pour cela appliquer des métriques simples.

L'étude empirique que nous menons s'appuie sur la superposition de deux corpus, rassemblant les brevets qui associent l'IA à l'agriculture. Des requêtes sont effectuées sur la plateforme Orbit Intelligence, requêtes en partie extraites de travaux de l'Office Mondial de la Propriété Intellectuelle (OMPI) intitulés *WIPO Technology Trends – Artificial Intelligence*². Les requêtes IA combinent plusieurs entrées : des codes technologiques (nomenclatures CIB et CCB à leurs niveaux les plus fins, la première étant une nomenclature internationale, la deuxième un raffinement de la première pour prendre en compte les développements technologiques les plus récents ; la CCB est promue par les offices européens et étasuniens des brevets, voir note 1) et des mots ou expressions clés que nous recherchons dans les titres, résumés, objets et revendications des brevets. Les requêtes IA comprennent trois blocs, selon que l'on recherche par codes technologiques, expressions clés, ou associations entre codes et expressions. Les requêtes « agriculture » ne comprennent que des codes CCB au niveau des « sous-classes technologiques » (CCB à 4 caractères). Ces codes CCB sont reportés dans le Tableau 1.

Technologies	Intitulés
A01B	Travail de la terre en agriculture ou en sylviculture ; parties constitutives ou accessoires des machines ou instruments agricoles, en général
A01C	Plantation ; ensemencement ; fertilisation
A01D	Récolte ; fauchage
A01F	Battage ; mise en balles de la paille, du foin ou de produits similaires ; appareils fixes ou outils à main pour botteier ou lier la paille, le foin ou les produits similaires ; coupe de la paille, du foin ou de produits similaires ; emmagasinage des produits agricoles ou horticoles
A01G	Horticulture ; culture des légumes, des fleurs, du riz, des fruits, de la vigne, du houblon ou des algues ; sylviculture ; irrigation
A01H	Nouveautés végétales ou procédés pour leur obtention ; reproduction de plantes par des techniques de culture de tissus
A01J	Fabrication des produits laitiers
A01K	Élevage ; aviculture ; apiculture ; pisciculture ; pêche ; obtention d'animaux, non prévue ailleurs ; nouvelles races d'animaux
A01L	Maréchalerie
A01M	Capture ou piégeage des animaux ou épouvantails ; appareils de destruction d'animaux ou de plantes nuisibles
A01N	Conservation de corps humains ou animaux ou de végétaux, ou de parties de ceux-ci ; biocides, p.ex. En tant que désinfectants, pesticides ou herbicides ; produits repoussant ou attirant les animaux nuisibles ; régulateurs de croissance des végétaux
A01P	Activité biocide, activité de répulsion ou d'attraction des animaux nuisibles, ou activité de régulation de croissance des végétaux, de composés ou de préparations chimiques

Tableau 1. Les sous-classes technologique « Agriculture » dans la CCB

D'autres choix sont effectués pour délimiter les corpus. Tout d'abord, les brevets doivent avoir été déposés au moins dans l'un des cinq principaux offices de brevets de la planète : étasunien,

² https://www.wipo.int/tech_trends/en/artificial_intelligence

européen, japonais, sud-coréen et chinois. Ensuite, leur date de premier dépôt va des années 2013 à 2019 incluses. Les brevets sont légalement dits « en vigueur » en décembre 2022. Nous ne posons, en revanche, aucune restriction quant à la situation juridique des brevets (litiges) à la date de l'extraction des corpus d'Orbit Intelligence.

Une fois les références des documents extraites, nous les retrouvons dans la base de données PATSTAT, version automne 2021. Cette base recense les informations d'environ 130 millions de brevets déposés dans tous les offices nationaux et internationaux. Ces références sont regroupées en « familles » pour éviter de compter plusieurs fois une même invention déposée dans plusieurs offices. Pour chaque famille de ce portefeuille, nous repérons l'ensemble des codes CCB qui y sont présents. Pour construire le réseau technologique, nous envisageons alors l'ensemble des liens possibles entre ces codes. Par exemple, s'il existe quatre technologies CCB notées A, B, C et D dans une famille de brevets, il en résulte six liens non dirigés entre elles : entre A et B, entre A et C, entre A et D, entre B et C, entre B et D, et entre C et D. Ces liens peuvent se trouver dans plusieurs familles de brevets. Nous les pondérons alors par le nombre de familles dans lesquels ils apparaissent. Dans la logique de la diffusion et de la cumulativité des connaissances, le réseau d'une année additionne le réseau particulier de cette année et ceux des années précédentes, en débutant en 2013. Pour chaque année, nous obtenons les statistiques descriptives reproduites dans la Figure 3 et le Tableau 2.

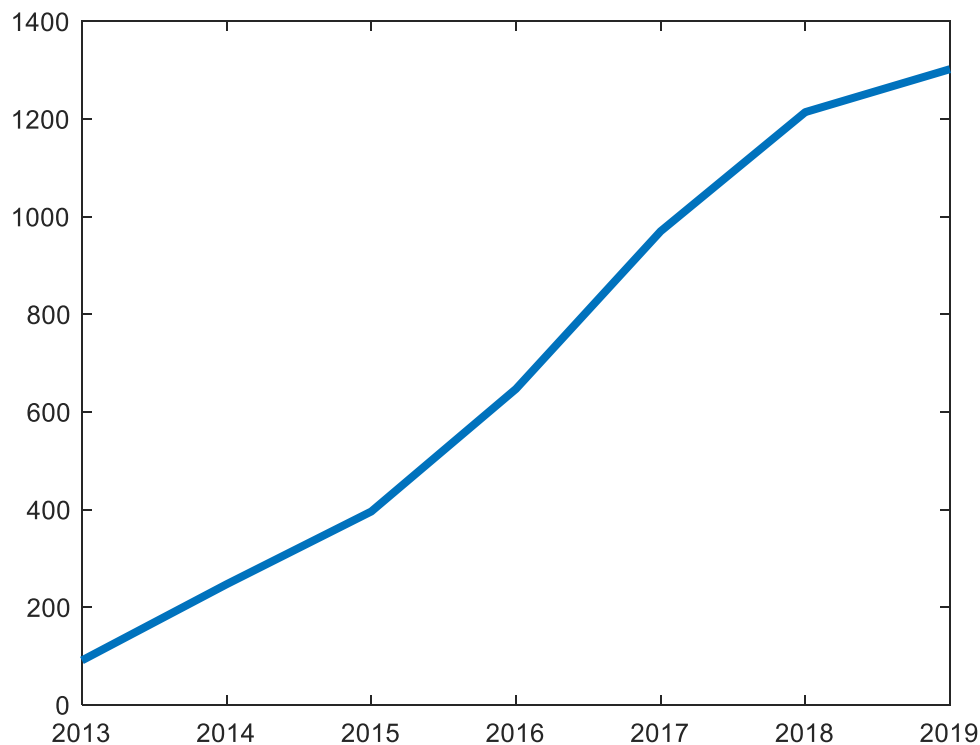


Figure 3. Nombre de familles dans les technosystèmes « Agriculture / IA » entre 2013 et 2019

D'une centaine de familles de brevets associant IA et agriculture édités en 2013, on aboutit à un cumul d'environ 1 300 familles en 2019 (Figure 3). S'accéléralant jusqu'en 2018, les dépôts semblent marquer le pas sur la dernière année. En fait, ce ralentissement est dû à un biais des bases de données que nous utilisons et au choix de combiner deux contraintes qui, mises ensemble, engendrent un effet restrictif. Le biais réside dans le fait qu'il peut exister une durée significative entre le moment du dépôt d'un brevet dans un office de propriété intellectuelle et l'inscription de celui-ci dans les bases de données que nous utilisons. Les contraintes relèvent d'une part du choix de l'année de dépôt, et d'autre part de celui de ne retenir que les brevets en vigueur. Ces deux choix

se heurtent : le temps de traitement du brevet par les offices pour lui donner un statut de réelle invention (ou de le rejeter) dépasse souvent l'année depuis le moment du dépôt. En somme, les informations sur les dépôts effectués en 2019 ne sont pas complètes. Il conviendrait d'utiliser une version ultérieure de PATSTAT pour avoir une image plus fidèle du technosystème « Agriculture / IA » pour cette année-là.

Sur l'ensemble des briques de connaissances constituant les technosystèmes annuels, les technologies agricoles en constituent entre 12,5% (en 2013) et 20,2% (en 2019), chiffre en croissance régulière (Tableau 2). Cela signifie d'une part que ces technosystèmes intègrent une portion majoritaire de technologies hors IA et agriculture, contribuant à dessiner des systèmes inventifs d'une grande complexité. D'autre part, ces systèmes sont de plus en plus « agro-centrés ». Trois composantes des technologies agricoles sont principalement concernées (voir le Tableau 1 pour la signification exacte des codes) : les machines agricoles et leurs parties constitutives (A01B, A01D), la gestion des cultures (A01G) et l'élevage (A01K). Ce qui revient à l'élevage est néanmoins en perte sensible de vitesse, et le tableau d'ensemble correspond assez bien désormais aux contenus des revues de littérature inaugurées par [BAN 18], citées plus haut.

Nous fixons une condition additionnelle pour la construction des réseaux technologiques : il faut que deux technologies se combinent dans au moins cinq familles de brevets différentes pour qu'un lien se tisse entre elles. Cette pratique de ne retenir les liens que s'ils disposent d'une certaine force est commune dans la littérature qui associe les bases de connaissances technologiques à l'analyse des réseaux. Cela permet de rendre le graphe plus lisible et interprétable [KRA 11]. Les Figures 4 et 5 représentent les technosystèmes « Agriculture / IA » respectivement pour les années 2013 et 2019. Des statistiques descriptives sur ces graphes pour toutes les années sont présentées dans le Tableau 3.

Année	CCB	A01B	A01C	A01D	A01F	A01G	A01H	A01J	A01K	A01L	A01M	A01N	A01P	Total
2013	14 39 2	1,98 %	1,22 %	3,68 %	0,20 %	1,30 %	0,19 %	0,04 %	3,47 %	0,00 %	0,38 %	0,03 %	0,00 %	12,49 %
2014	24 29 6	2,81 %	1,09 %	4,33 %	0,16 %	1,78 %	0,11 %	0,12 %	3,42 %	0,05 %	0,63 %	0,23 %	0,00 %	14,74 %
2015	32 11 8	3,10 %	1,25 %	4,37 %	0,31 %	2,46 %	0,11 %	0,09 %	3,14 %	0,04 %	0,70 %	0,25 %	0,00 %	15,82 %
2016	50 89 6	4,08 %	1,39 %	5,02 %	0,21 %	2,61 %	0,10 %	0,14 %	2,41 %	0,02 %	1,09 %	0,26 %	0,00 %	17,34 %
2017	79 50 2	4,23 %	1,83 %	5,19 %	0,46 %	3,39 %	0,11 %	0,09 %	2,03 %	0,02 %	1,42 %	0,23 %	0,00 %	19,00 %
2018	93 11 0	5,13 %	1,92 %	5,35 %	0,48 %	3,21 %	0,13 %	0,10 %	1,98 %	0,01 %	1,56 %	0,22 %	0,00 %	20,08 %
2019	97 17 0	5,21 %	1,91 %	5,41 %	0,48 %	3,16 %	0,13 %	0,09 %	1,97 %	0,01 %	1,58 %	0,24 %	0,00 %	20,20 %

Tableau 2. Composition agricole des technosystèmes « Agriculture / IA » entre 2013 et 2019

Lecture : Chaque ligne représente les technosystèmes « Agriculture / IA » entre 2013 et 2019 sans contrainte de force dans les liens entre technologies. La colonne CCB reporte le nombre d'occurrences de codes CCB dans ces technosystèmes. Les colonnes suivantes (de A01B à A01P) indiquent le pourcentage des codes CCB agricoles – ceux définis dans le Tableau 1 – dans l'ensemble de ces occurrences. La colonne Total somme ces pourcentages, et représente donc le poids des technologies agricoles dans les technosystèmes.

La Figure 4 présente un technosystème où IA et agriculture sont subordonnées à une composante densément connectée (à gauche de la figure) qui rassemble essentiellement des technologies liées à l'électrification des véhicules (codes CCB avec préfixe B60L). L'IA sert de liant fort entre électrification et machines agricoles pour la récolte et le fauchage (codes au préfixe A01D, à droite de la figure), et cette IA correspond à des techniques de localisation et déplacements automatiques des véhicules (code C05D 1). En utilisant une méthode empirique proche, [LEB 22] montre que les enjeux de l'électrification, de l'autonomie et le rôle que l'IA joue dans le développement de ces systèmes complexes sont déjà traités de manière intense à cette date pour d'autres types de véhicules. En 2013, ils commencent à être transposés aux engins agricoles.

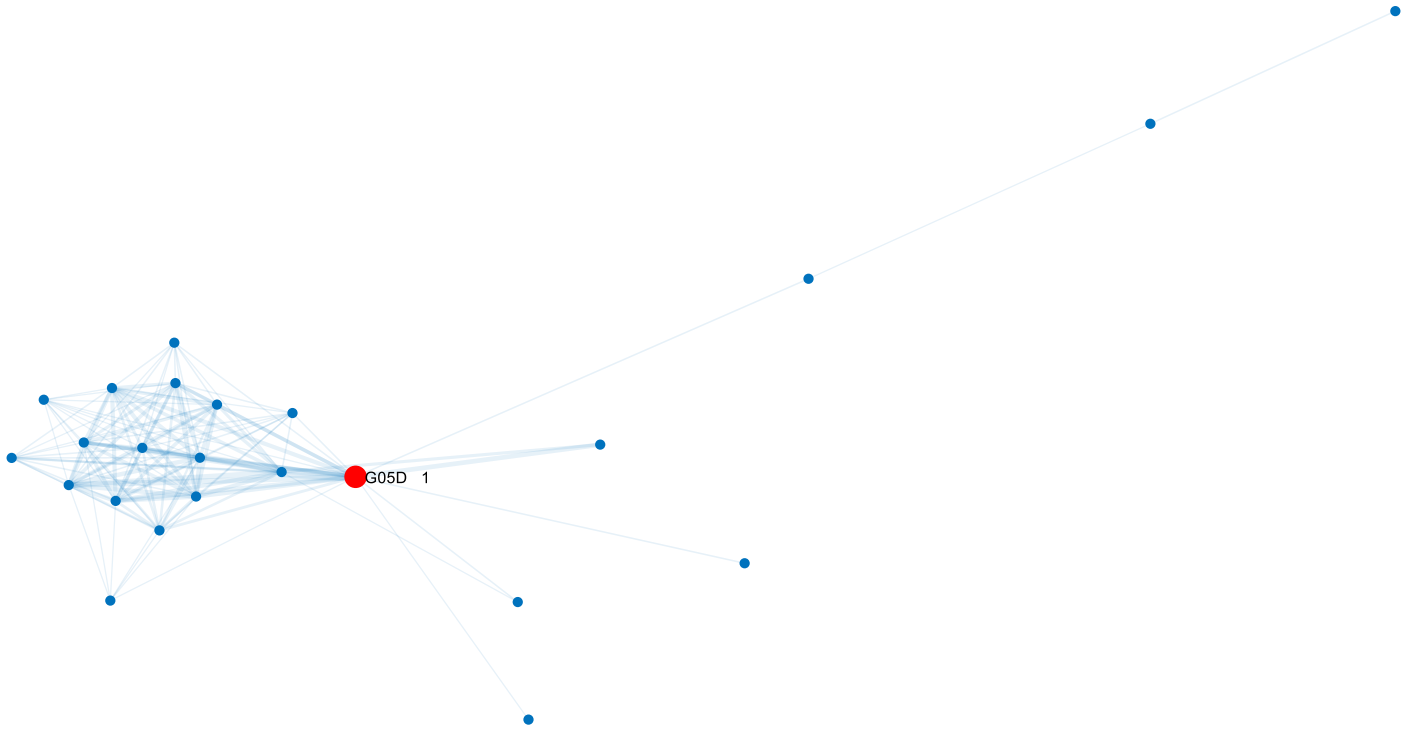


Figure 4. Technosystème « Agriculture / IA » en 2013

Lecture : Chaque nœud du graphe représente un code CCB (une technologie) au niveau « groupe ». Il y a un lien entre deux nœuds lorsque les deux technologies s'associent dans au moins 5 familles de brevets différentes. Plus le lien est épais, plus le nombre de familles communes est relativement important. En rouge les technologies IA, en bleu les technologies non IA. Les codes CCB des technologies IA sont indiqués. Ils sont définis dans le Tableau 5.

Le panorama change profondément six ans plus tard (Figure 5). Les technologies IA sont beaucoup plus présentes, et couvrent un spectre large de fonctionnalités. Localisation, mais également traitement d'images, IoT, robotique, reconnaissance de *patterns*, optimisation, biométrie, analyse de matériaux : voici quelques-unes des applications IA qui participent activement à structurer le technosystème en 2019. Autour de G05D 1 et B25J 9 (robotique) se positionnent de nombreuses technologies agricoles, laissant penser que l'IA s'applique désormais à des problématiques plus spécialisées de ce domaine. Moissonneuses (A01D 34), tondeuses (A01D 2101) et leurs accessoires (A01D 43, A01D 75) en constitue un bon exemple.

Entre 2013 et 2019, le nombre de liens forts au sein des technosystèmes est quasiment multiplié par dix, indiquant un mouvement intense de création au sens de la Figure 1 (Tableau 3). Il en est de même pour les liens, dont les valeurs moyennes restent assez stables. En revanche, les inventions ont tendance à se concentrer sur un nombre limité de connexions technologiques. L'une d'entre elle

rassemble plus de 500 inventions sur une période de 6 ans. Ce lien très fort associe G05D 1 à G05D2201, ce dernier code isolant justement les domaines applicatifs des techniques de localisation des véhicules, notamment les moissonneuses. Cela vient appuyer l'hypothèse effectuée précédemment d'un « agro-centrage » des inventions les plus récentes.

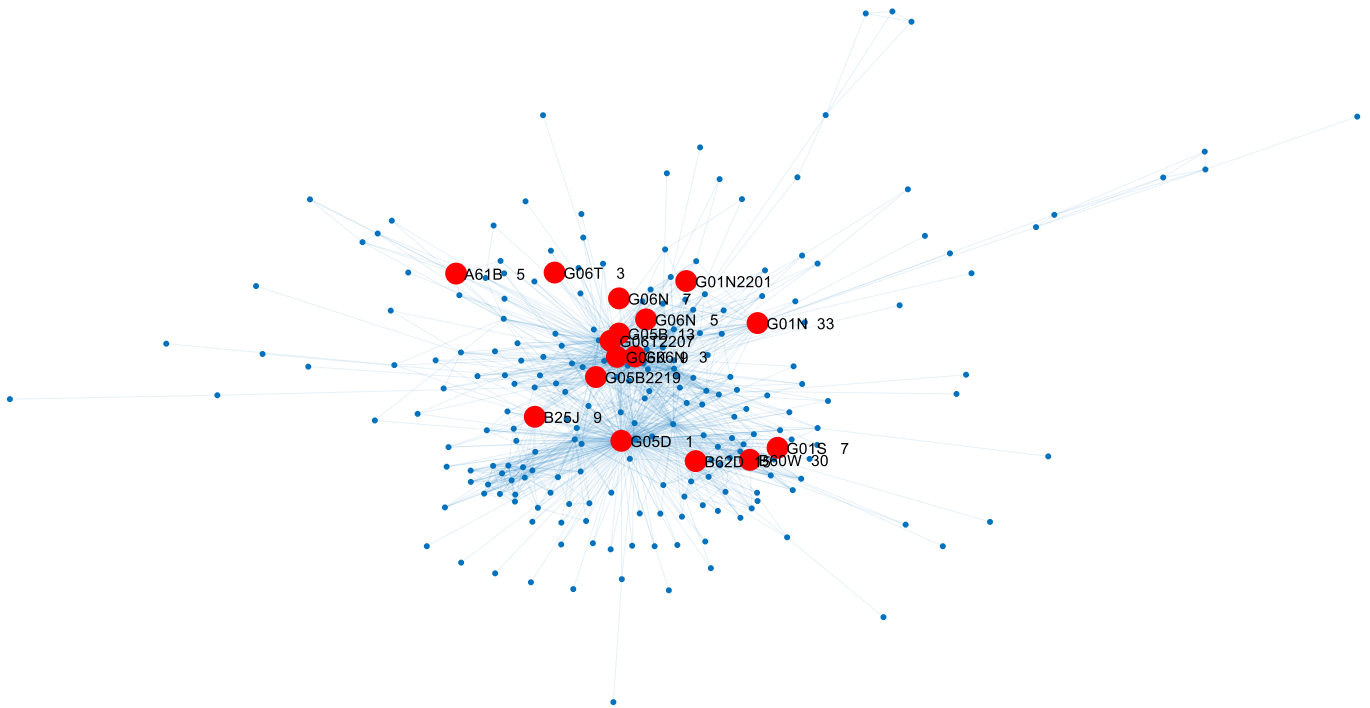


Figure 5. Technosystème « Agriculture / IA » en 2019

Année	Nœuds	Liens	Moy. liens	ET. liens	Min. liens	Max. liens
2013	24	128	10,10	5,18	5	39
2014	61	230	11,80	11,45	5	124
2015	87	371	11,17	13,01	5	176
2016	141	628	11,79	17,19	5	287
2017	201	1074	12,14	20,36	5	438
2018	231	1338	12,93	22,86	5	540
2019	235	1413	13,23	23,83	5	577

Tableau 3. Statistiques descriptives sur les technosystèmes « Agriculture / IA » entre 2013 et 2019

Quelles places prennent les technologies IA dans la structure et la dynamique de ces technosystèmes ? Pour répondre à cette question, nous calculons des indices de « centralité » (importance relative) de leurs nœuds. La centralité d'un nœud dans un réseau peut s'appréhender de plusieurs façons [FRE 79]. Un nœud peut être central selon son activité potentielle de communication dans le réseau. C'est le « degré » du nœud qui traduit cette importance (nombre de connexions d'un nœud dans le graphe). Alternativement, un nœud peut être central s'il est « proche » des autres nœuds. Cette proximité (*closeness*) traduit le potentiel d'indépendance et d'efficacité de la communication du nœud, la moins perturbée possible par la multiplication de relais de transmission. Enfin, un nœud peut être central s'il est un passage obligé de communication entre les autres nœuds du réseau. Cette « intermédiation » (*betweenness*) est un indice du potentiel de contrôle par ce nœud de la communication dans le réseau. Nous retenons ici cette dernière

conception de la centralité : les technologie IA comme *passage obligé* des processus d'invention agricole.

L'indicateur d'intermédiarité que nous utilisons repose sur la définition d'une fonction de coûts pour normaliser la valeur des connexions entre les nœuds. Les liens rapportant initialement le nombre de familles de brevets où deux technologies i et j sont présentes ensemble (L_{ij}) sont relativisés et transformés en coûts (C_{ij}) en utilisant la formule suivante :

$$C_{ij} = 1 - \frac{L_{ij}}{\max_{i,j}(L_{ij})+1} \quad [1]$$

L'ensemble des chemins « élémentaires » (ne passant pas plusieurs fois par un même nœud intermédiaire) entre chaque nœuds pris deux à deux minimisant les coûts sont identifiés, et les nœuds les plus intermédiaires sont ceux qui apparaissent dans le plus grand nombre de ces chemins. Nous normalisons cette valeur d'intermédiarité pour une technologie i quelconque par la valeur maximale d'intermédiarité observée. Cela conduit à avoir une somme des scores pour l'ensemble d'un technosystème strictement égale à 1, et d'interpréter chaque score comme une capacité d'internalisation de la centralité au sein du technosystème. Nous obtenons les résultats du Tableau 4 pour les années 2013 et 2019.

Technologies	Scores de centralité		Rangs 2013 / 2019
	2013	2019	
G05D 1	0,6640	0,4475	1 / 1
G06K 9	-	0,1845	2
G01N 33	-	0,0511	3
B60W 30	-	0,0118	10
A61B 5	-	0,0058	18
G05B 13	-	0,0057	25
G06T2207	-	0,0006	39
G05B2219	-	0,0004	40
B25J 9	-	0,0003	44
B62D 15	-	0,0001	50
G01N2201	-	0	-
G01S 7	-	0	-
G06N 3	-	0	-
G06N 5	-	0	-
G06N 7	-	0	-
G06T 3	-	0	-
Total	0,6640	0,7078	-
Nombre de nœuds « centraux »			13 / 56

Tableau 4. Scores de centralité pour les technologies IA

Lecture : Chaque élément de la colonne Technologies correspond à un code CCB d'une technologie IA présente dans le technosystème « Agriculture / IA » en 2019. Leur définition exacte est donnée dans le Tableau 5. Les colonnes Scores de centralité correspondent aux valeurs de l'intermédiarité de ces technologies, respectivement en 2013 et 2019. Il se peut que certaines technologies présentes dans les réseaux ne soient pas centrales, et aient donc des scores nuls. Un tiret pour les scores de 2013 indique que la technologie n'était pas présente à cette date dans le technosystème. La colonne Rang indique le classement des technologies IA en termes d'intermédiarité en considérant l'ensemble du technosystème. Le classement 2013 précède le classement 2019 par un slash. Par exemple, la technologie G05D 1 (positionnement dans

l'espace) est la technologie la plus importante des technosystèmes 2013 et 2019, parmi les respectivement 13 et 56 technologies IA et non IA ayant un score de centralité non nul à ces dates.

L'essentiel de la centralité des technosystèmes se concentre sur les technologies IA, et ce dès le début de la période d'étude, pour environ deux tiers du total. S'agglomérant sur G05D 1 en 2013, cette centralité se répartit sur dix technologies IA en fin de période (les six autres n'apparaissant pas dans les chemins aux coûts les plus faibles entre les nœuds du réseau ; elles restent de ce point de vue « périphériques »). En 2019, les trois technologies les plus importantes sont estampillées IA. G05D 1 (localisation, déplacements automatiques) maintient son *leadership*, devant G06K 9 (reconnaissance de *patterns*) et G01N 33 (analyse de matériaux). Les autres technologies IA intermédiaires se répartissent de manière plus uniforme parmi l'ensemble des technologies centrales – agricoles ou non – faisant partie du réseau.

Cette très forte centralité des technologies IA dans les technosystèmes « Agriculture / IA » indique le rôle structurant qu'elles ont, et ce dès leur émergence. L'IA redessine l'innovation dans le domaine agricole durant la décennie 2010. Nous interprétons ce résultat comme le signe de la survenue d'une rupture paradigmatique, dans le sens où le rythme et la direction du progrès technique en sont bouleversés.

Technologies	Intitulés
A61B 5	Measuring for diagnostic purposes; Identification of persons
B25J 9	Programme-controlled manipulators
B60W 30	Purposes of road vehicle drive control systems not related to the control of a particular sub-unit, e.g. of systems using conjoint control of vehicle sub-units
B62D 15	Steering not otherwise provided for
G01N 33	Investigating or analysing materials by specific methods not covered by groups G01N 1/00 - G01N 31/00
G01N2201	Features of devices classified in G01N 21/00 ("Investigating or analysing materials by the use of optical means, i.e. using sub-millimetre waves, infrared, visible or ultraviolet light")
G01S 7	Details of systems according to groups G01S 13/00, G01S 15/00, G01S 17/00 ("Details of systems according to groups G01S 13/00, G01S 15/00, G01S 17/00"; "Systems using the reflection or reradiation of acoustic waves, e.g. sonar systems"; "Systems using the reflection or reradiation of electromagnetic waves other than radio waves, e.g. lidar systems")
G05B 13	Adaptive control systems, i.e. systems automatically adjusting themselves to have a performance which is optimum according to some preassigned criterion
G05B2219	Program-control systems
G05D 1	Control of position, course or altitude of land, water, air, or space vehicles, e.g. automatic pilot
G06K 9	Methods or arrangements for recognising patterns
G06N 3	Computing arrangements based on biological models
G06N 5	Computing arrangements using knowledge-based models
G06N 7	Computing arrangements based on specific mathematical models
G06T 3	Geometric image transformation in the plane of the image
G06T2207	Indexing scheme for image analysis or image enhancement

Tableau 5. Intitulés CCB des technologies IA du Tableau 4

Lecture : La colonne Technologie reporte les codes CCB liés à l'IA qui apparaissent dans le technosystème « Agriculture / IA » en 2019. La colonne Intitulés indique leurs définitions. Ce tableau sert à mieux lire les Figures 4 et 5 ainsi que le Tableau 4.

Conclusion

L'IA participe de plus en plus activement au progrès technique agricole, et bouleverse ses processus d'invention. Cet impact radical de l'IA sur ses domaines d'application n'est aujourd'hui pas une norme. [LEB 22] a, par exemple, étudié l'intégration des technologies IA dans les inventions en matière de mobilité électrique (véhicules hybrides, électriques, et systèmes de recharge), et constate que les technologies IA sont, certes, de plus en plus présentes, mais qu'elles ne bouleversent pas les processus d'inventions prégnants jusque-là. Elles contribuent, tout au plus, à infléchir des trajectoires technologiques anciennement impulsées. Elles demeurent en effet peu centrales au sein des technosystèmes de l'électromobilité. Ce que l'on constate dans l'agriculture est donc particulièrement à relever. Servant initialement de technologies absorbantes (aidant à l'intégration de processus d'invention présents dans d'autres domaines, relatifs à l'électrification des engins agricoles), elles structurent dorénavant des manières d'innover de plus en plus dédiées, spécifiques, aux enjeux agricoles relatifs à la gestion des récoltes.

Bibliographie

- [ACE 16] ACEMOGLU D., AKCIGIT U., KERR W., « Innovation network », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 113(41), p. 11483-11488, 2016.
- [ANE 23] ANEDDA R., LEBERT D., « The emergence of the blockchain technosystem: an analysis using patent data », in ADATTO L. *et al.* (eds.), *The new economic era: digital revolution and ecological transition*, à paraître, 2023.
- [ART 09] ARTHUR W.B., *The nature of technology*, Free Press, 2009.
- [BAN 18] BANNERJEE G., SARKAR U., DAS S., GHOSH I., « Artificial intelligence in agriculture: a literature survey », *International Journal of Scientific Research in Computer Science Applications and Management Studies*, vol. 7(3), p. 1-7, 2018.
- [BER 15] BERGEK A., HEKKERT M., JACOBSSON S., MARKARD J., SANDÉN B., TRUFFER B., « Technological Innovation Systems in contexts: conceptualizing structures and interaction dynamics », *Environmental Innovation and Societal Transitions*, vol. 16, p. 51-64, 2015.
- [BOL 02] BOLLOBÁS B. (2002), *Modern graph theory*, Springer, 2002.
- [CAR 02] CARLSSON B., JACOBSSON S., HOLMÉN M., RICKNE A., « Innovation systems: analytical and methodological issues », *Research Policy*, vol. 31, p. 233-245, 2002.
- [COC 19] COCKBURN I., HENDERSON R., STERN S., « The impact of artificial intelligence on innovation: an exploratory analysis », in AGRAWAL A., GANS J., GOLDFARB A. (eds.), *The economics of artificial intelligence*, University of Chicago Press, 2019.
- [DOS 82] DOSI G., « Technological paradigms and technological routines: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change », *Research Policy*, vol. 11, p. 147-162, 1982.
- [DOS 10] DOSI G., NELSON R.R., « Technical change and industrial dynamics as evolutionary processes », *Handbooks in economics*, vol. 1, Elsevier, 2010.
- [FAU 21] FAUCONNET C., « Les graphes de cooccurrences technologiques pour l'analyse de l'innovation », *Technologie & Innovation*, DOI : 10.21494/ISTE.OP.2021.0624, 2021.
- [FLE 01] FLEMING L., SORENSON O., « Technology as a complex adaptive system: evidence from patent data », *Research Policy*, vol. 30, p. 1019-1039, 2001.
- [FLE 04] FLEMING L., SORENSON O., « Science as a map in technological search », *Strategic Management Journal*, vol. 25(8-9), p. 909-928, 2004.
- [FRE 79] FREEMAN L.C., « Centrality in social networks: conceptual clarification », *Social Networks*, vol. 1, p. 215-239, 1979.
- [HOT 22] HÖTTE K., TARANNUM T., VERENDEL V., BENNETT L., « Exploring artificial intelligence as a General Purpose Technology with patent data », arXiv:2204.10304v1, 2022.
- [JHA 19] JHA K., DOSHI A., PATEL P., SHAH M., « A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence », *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 2, p. 1-12, 2019.

- [KRA 11] KRAFFT J., QUATRARO F., SAVIOTTI P.P., « The knowledge-base evolution in biotechnology: a social network analysis », *Economics of Innovation and New Technology*, vol. 20, p. 445-475, 2011.
- [KRA 14] KRAFFT J., QUATRARO F., SAVIOTTI P.P., « Knowledge characteristics and the dynamics of technological alliances in pharmaceuticals: empirical evidence from Europe, US and Japan », *Journal of Evolutionary Economics*, vol. 24, p. 587-622, 2014.
- [LEB 19] LEBERT D., MEUNIER F.-X., « The diffusion of biomedical engineering technologies: evidence from patent data », *Innovation Forum*, RNI, Naples, 2019.
- [LEB 22] LEBERT D., « La coévolution entre les technologies de l'intelligence artificielle et de la propulsion électrique : une étude sur données de brevets », *Conférence DTA*, EM Normandie, Clichy-la-Garenne, 2022.
- [MES 21] MESHAM V., PATIL K., MESHAM V., HANCHATE D., RAMKTEKE S.D., « Machine learning in agriculture domain: A state-of-art survey », *Artificial Intelligence in the Life Sciences*, vol. 1, 100010, 2021.
- [NAS 13] NASIRIYAR M., NESTA L., DIBIAGGIO L., « The moderating role of the complementary nature of technological resources in the diversification–performance relationship », *Industrial and Corporate Change*, doi:10.1093/icc/dtt058, 2013.
- [NES 05] NESTA L., SAVIOTTI P.P., « Coherence of the knowledge base and the firm's innovative performance: evidence from the U.S. pharmaceutical industry », *Journal of Industrial Economics*, vol. 53, p. 123-142, 2005.
- [PAT 20] PATHAN M., PATEL N., YAGNIK H., SHAH M., « Artificial cognition for applications in smart agriculture: a comprehensive review », *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 4, p. 81-95, 2020.
- [PER 21] PERSOON P., BEKKERS R., ALKEMADE F., « How cumulative is technological knowledge? », *Quantitative Science Studies*, vol. 2, p. 1092-1118, 2021.
- [PIS 05] PISCITELLO L., « Corporate diversification, coherence and firm innovative performance », *Revue d'Economie Industrielle*, vol. 110, p. 127-148, 2005.
- [SAV 09] SAVIOTTI P.P., « Knowledge networks: structure and dynamics », in PYKA A., SCHARNHORST A. (eds.), *Innovation networks: understanding complex systems*, Springer-Verlag, 2009.
- [TEE 94] TEECE D.J., RUMELT R.P., DOSI G., WINTER S.G., « Understanding corporate coherence: theory and evidence », *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 23, p. 1-30, 1994.
- [VAL 17] VALDES Y.M., RUDYK I.J., *Patents and the fourth industrial revolution*, Technical Report of the European Patent Office, Handelsblatt Research Institute, 2017.
- [WAS 94] WASSERMAN S., FAUST K., *Social network analysis: methods and applications*, Cambridge University Press, 1994.
- [WAT 98] WATTS D.J., STROGATZ S.H., « Collective dynamics of 'small-world' networks », *Nature*, vol. 393(6684), p. 440-442, 1998.