



HAL
open science

Le management stratégique des brevets : approche empirique par les indicateurs prédictifs de la qualité

Clément Sternberger

► To cite this version:

Clément Sternberger. Le management stratégique des brevets : approche empirique par les indicateurs prédictifs de la qualité. Gestion et management. Université Paris-Saclay, 2022. Français. NNT : 2022UPASI004 . tel-03917533

HAL Id: tel-03917533

<https://theses.hal.science/tel-03917533v1>

Submitted on 2 Jan 2023

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

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

Le management stratégique des brevets : approche empirique par les indicateurs prédictifs de la qualité.

Strategic patent management: an empirical approach through predictive indicators of patent quality.

Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay

ED DEM n° 630, Droit Economie et Management (DEM)

Spécialité de doctorat : Sciences de gestion

Unité de recherche : Université Paris-Saclay, Réseaux Innovation Territoires et Mondialisation, 92330, Sceaux, France.

Référent : Faculté de droit, économie et gestion

**Thèse présentée le 10 mai 2022 et soutenue à Paris-Saclay,
Par Clément STERNBERGER**

Composition du Jury

Liliana MITKOVA

Professeure, Université Paris-Saclay

Présidente du jury

Cécile AYERBE

Professeure, Université Côte d'Azur

Rapportrice

Didier LEBERT

Professeur, ENSTA

Rapporteur

Béatrice DUMONT

Professeure, Université Sorbonne Paris Nord-CNRS

Examinatrice

Direction de la thèse

Ahmed BOUNFOUR

Professeur, Université Paris Saclay

Directeur

Titre : Le management stratégique des brevets : approche empirique par les indicateurs prédictifs de la qualité des brevets.

Mots clés : Analyse brevets, management de l'innovation, management stratégique, stratégie d'appropriation, indicateurs de qualité des brevets, analyse de données

Résumé : Depuis les années 1980, le rythme des dépôts de brevets a explosé dans le monde. Pourtant, plusieurs travaux démontrent que les entreprises ne reconnaissent plus le brevet comme un outil efficace pour protéger leurs inventions. Ces deux résultats paradoxaux signent l'apparition de nouveaux usages des brevets encore peu étudiés empiriquement. Nos connaissances de ces nouvelles stratégies brevet se limitent alors aux contributions de rares travaux académiques conceptuels, le plus souvent appuyés sur des études de cas, complétés par des enquêtes qualitatives reliant l'usage des brevets à la taille de l'entreprise, le secteur technologique ou l'activité. En réponse aux manques d'éléments empiriques, cette thèse introduit une approche pragmatique, basée sur l'analyse massive de données des brevets mondiaux, ayant pour objectif original d'étudier les nouvelles stratégies d'appropriation de l'innovation. Le réexamen de la portée et de la pertinence des indicateurs prédictifs de la qualité des inventions, notamment technologique, nous a permis de définir une méthodologie d'analyse et de comparaison du management des portefeuilles brevets, au-delà du nombre de dépôts. Les différents cas d'études sectoriels démontrent alors la pertinence des outils d'analyse des données pour expliquer les dépôts des entreprises à travers l'optique du management stratégique de l'innovation. Ces outils nous permettent alors de quantifier le recours à des stratégies, identifiées auparavant ou encore inconnues, et de relier ces pratiques aux profils des entreprises afin de comprendre leur motivation. De plus, ces outils nous permettent de comprendre les adaptations du management de l'innovation face aux chocs des nouvelles technologies de l'intelligence artificielle.

Title: Strategic patent management: an empirical approach through predictive indicators of patent quality.

Keywords : Patent analytics, innovation management, strategic management, appropriation strategies, patent quality indicators, data analysis

Abstract: Since the 1980s, the rate of patent filings has exploded worldwide. However, several studies show that companies no longer recognize patents as an effective tool for protecting their inventions. These two paradoxical results point to the emergence of new uses of patents that have not yet been empirically studied. Our knowledge of these new patent strategies is therefore limited to the contributions of rare conceptual academic works, most often based on case studies, completed by qualitative surveys linking the use of patents to the size of the company, the technological sector or the activity. If those contributions allowed us to identify several patent-based strategies such as competitors' exclusion, collaborations, communications or fundraising, the literature still lack of large-scale empirical evidence. In response, this thesis introduces a pragmatic approach, based on the massive analysis of worldwide patent data, with the original objective of studying new strategies of innovation appropriation. The re-examination of the scope and relevance of predictive indicators of the quality of inventions, especially technological ones, has allowed us to define a methodology for analyzing and comparing the management of patent portfolios, beyond the number of filings. The different sectoral case studies demonstrate the relevance of data analysis tools to explain the filings of companies through the lens of strategic innovation management. These tools allow us to quantify the use of strategies, previously identified or still unknown, and to link these practices to company profiles in order to understand their motivation. Moreover, these tools allow us to understand the adaptations of innovation management in the face of the shocks of new artificial intelligence technologies.

Table des matières

| | |
|--|------------|
| Remerciements | 6 |
| Introduction générale : Le brevet, un outil évolutif au service de l'innovation et des inventeurs. | 8 |
| Partie 1 : Analyses et pratiques du management stratégique des brevets : état de l'art et questions de recherche. | 21 |
| Introduction : | 22 |
| Chapitre 1. Les usages modernes des brevets. | 25 |
| 1.1. Une nouvelle conception des brevets dans l'entreprise. | 25 |
| 1.2. Des stratégies alignées avec les spécificités de chaque entreprise. | 34 |
| 1.3. Les brevets comme mesure de performance des activités d'innovation. | 48 |
| Chapitre 2. L'écosystème brevet, un environnement en véritable évolution depuis les années 1980. | 55 |
| 2.1. Les effets macro-économiques des politiques d'innovations sur les pratiques de brevetages. | 56 |
| 2.2. Les brevets comme nouvelle opportunité de revenus. | 64 |
| 2.3. La boucle rétroactive causée par l'explosion des risques d'exploitation face à la multiplication des brevets. | 71 |
| 2.4. Un environnement affecté par l'arrivée de nouveaux acteurs portés par l'émergence du marché secondaire des brevets. | 86 |
| 2.5. Les évolutions radicales du rôle des brevets et son impact sur leur qualité. | 95 |
| Chapitre 3. Les différentes approches méthodologiques de l'analyse des brevets. | 106 |
| 3.1. Les retours directs d'expérience : un outil essentiel pour comprendre les pratiques de managers de la PI. | 107 |
| 3.2. L'utilisation des données de brevet : une source d'informations riche, mais complexe. | 112 |
| 3.3. Les modélisations théoriques du management des brevets. | 143 |
| Chapitre 4. Définition des questions de recherche. | 155 |
| 4.1. Définir et mesurer la qualité technologique des inventions brevetées. | 155 |
| 4.2. De la nécessité de créer un outillage méthodologique adapté. | 156 |
| 4.3. L'impact de l'intelligence artificielle sur le management stratégique de l'innovation. | 157 |
| Chapitre 5. Propositions méthodologiques. | 158 |
| 5.1. La qualité technologique comme outils pour l'analyse stratégique. | 158 |
| 5.2. L'utilisation croisée des méthodes d'analyses. | 160 |
| 5.3. Prendre en compte les spécificités des secteurs. | 165 |

| | |
|--|------------|
| Chapitre 6. Positionnement épistémologique. | 167 |
| 6.1. Une multitude d'ontologies du brevet. | 167 |
| 6.2. Ne pas se limiter à une approche purement positiviste et empirique. | 169 |
| 6.3. Prendre part au réel pour exploiter les connaissances des spécialistes. | 172 |
| 6.4. S'inspirer de l'expérience des acteurs du brevet. | 177 |
| Conclusion de la partie 1 : | 179 |
| Table des illustrations de la partie 1 : | 180 |
| Figures : | 180 |
| Tableaux : | 181 |
| | |
| Partie 2 : Analyse des stratégies brevets par la qualité des inventions brevetées. | 182 |
| | |
| Introduction : | 183 |
| | |
| Chapitre 7. How to measure technological quality of a patented invention? A literature review. | 185 |
| | |
| Chapitre 8 Analyse tomographique du secteur cosmétique. | 238 |
| 1. A new data-based analytical framework for innovation appropriation strategies analysis: patenting in the cosmetic sector. | 238 |
| 2. Positionnement stratégique des 10 plus importants acteurs du secteur cosmétique par cartographie sémantique. | 275 |
| | |
| Chapitre 9. Benefiting from an intellectual property dissuasive defense strategy: patent fencing in the pharmaceutical industry. | 297 |
| | |
| Partie 3 : Pratique brevets dans les technologies émergentes : le cas de l'intelligence artificielle. | 316 |
| | |
| Introduction : | 317 |
| | |
| Chapitre 10. Platforms, AI and the spillover effect. | 318 |
| | |
| Chapitre 11. Creative AI-based inventions: How incumbents strategically renew their invention portfolios through AI technologies. | 345 |
| | |
| Discussion générale et conclusion | 389 |
| Questions de recherche et résultats | 390 |
| Limites et perspectives de la recherche | 405 |
| | |
| Bibliographie | 412 |

Remerciements

Je tiens avant tout à remercier les membres du jury pour avoir accepté de prendre part à l'examen de mes travaux et l'attention qu'ils leur portent. Je voudrais également exprimer ma gratitude à mon directeur de thèse le Pr. Bounfour, pour son accompagnement continu, ses conseils et ses guidances tout au long de cette étape de transition académique d'étudiant à chercheur. De même, j'aimerais remercier Nicolas Sennequier pour son soutien et son implication en tant qu'encadrant au sein de l'INPI. Au-delà de mes encadrants, j'aimerais remercier l'ensemble des personnes des structures m'ayant accueilli et accompagné pendant ces quatre dernières années. Tout d'abord, l'équipe de travail sur l'innovation de l'OCDE et son directeur Dominique Guellec, qui m'ont introduit aux problématiques des brevets sans savoir jusqu'où cela me mènerait. Ensuite, l'INPI et le laboratoire du RITM de l'université de Paris Saclay pour les échanges de grande qualité que j'ai pu avoir avec leurs différents membres. Merci également à l'équipe de l'UEA pour son accueil au cours de ces derniers mois.

J'aimerais ensuite remercier toutes les personnes avec qui j'ai pu collaborer et échanger au cours des dernières années, Ingrid et Erwan de l'INPI, mes confrères de l'OST, de l'ENSTA et mes collègues d'outre Rhin Michael, Anna, Hussein et Mei Yun. Un grand merci et une pensée toute particulière à mes deux plus proches collaborateurs, Quentin Plantec et Frédéric Caillaud. Nos échanges ont été passionnants, instructifs et stimulants, et j'espère pouvoir les prolonger à l'avenir.

Je tiens tout particulièrement à remercier ma famille pour votre soutien sans faille depuis toujours, à maman pour ta compassion et ton altruisme, papa qui m'a transmis cette curiosité, mais dont je n'égalerais jamais l'érudition, Jérémie mon modèle depuis tout petit et Sarah pour ta force de caractère qui te pousse à ne jamais rien lâcher. Je pense également à mes amis, rencontrés sur les bancs de la primaire, du collège ou du lycée, des scouts et de la fac, de Houilles à Villejuif, de Lille à Clermont, et de la Barbesserie à Majorque. On blague parfois que j'y serais arrivé plus vite sans vous, moi je dis que je n'y serais pas arrivé du tout.

Introduction générale : Le brevet, un outil évolutif au service de l'innovation et des inventeurs.

En dehors des périodes de pandémie, la croissance économique est peut-être l'élément le plus discuté dans l'espace politique ou dans les médias. Dans le système capitaliste d'accumulation des richesses, elle est vue comme l'objectif ultime, car porteuse d'emplois et de richesses. La plupart des économistes se sont donc mis à la recherche des déterminants de cette croissance. Au 16^e siècle, les Bullionistes pensaient qu'elle ne pouvait provenir que des Hommes, et ils encouragèrent les politiques natalistes. Souvent critiqué, notamment par Smith dans « L'origine de la richesse des nations », le bullionisme laisse rapidement la place de pensée économique dominante au mercantilisme. Cette pensée considère alors que la croissance provient d'un excédent commercial, des idées qui font encore débat de nos jours, à l'époque de la mondialisation et du libre-échange. Cependant, les économies occidentales connaissent leur plus grande expansion avec l'apparition des innovations qui entraînent les révolutions industrielles, qui apparaissent ponctuellement depuis le milieu du 18^e siècle. Ces périodes de croissance sont alors portées par des innovations qui modifient radicalement les méthodes de productions : machine à vapeur, fileuse mécanique, électricité et machinerie, puis enfin l'informatique. Il est aujourd'hui discuté si les nouvelles technologies contemporaines, comme l'intelligence artificielle, pouvaient faire émerger la quatrième révolution industrielle. Le plus important accélérateur de richesse sur le long terme est donc l'innovation, comme le décrivait Schumpeter. Au 20^e siècle, la Commission européenne choisit l'innovation comme un des trois piliers de la croissance, aux côtés de l'éducation et de la communication.

Sur ce constat, les outils publics d'innovation déployés par les politiques prennent une importance grandissante, notamment par des incitations à innover. Parmi, ces outils, les plus emblématiques sont probablement les brevets. Au cours des dernières décennies, le rôle de ces actifs aujourd'hui devenus hautement stratégiques a considérablement évolué. Avant d'aborder le management « moderne » des brevets, revenons sur les origines du premier instrument public d'innovation technologique.

- *Le long chemin de l'établissement du système des brevets.*

L'idée d'une forme de protection offerte par le pouvoir en place aux innovateurs n'est pas récente (Lapointe & Robic, 2000). 600 ans avant notre ère, la colonie grecque de Sybaris, située dans l'actuelle Italie, accordait un droit d'exploitation exclusive aux inventeurs-cuisiniers pour leurs nouvelles recettes. Environ 300 ans plus tard, Aristote se plaignait des monopoles, du grec *monos polein* (vendre seul), accordés par les cités-États. Ces différents avantages restaient cependant temporaires faute d'un pouvoir stable et disparaissaient avec la chute des gouvernements qui les instauraient. De tels systèmes ressurgirent au début du second millénaire avec les privilèges accordés par les pouvoirs locaux. Sous conditions de la formulation d'une requête argumentant que l'invention est d'intérêt public, les autorités pouvaient alors accorder un droit d'exploitation exclusif limité dans le temps, quelques années au plus, et l'espace, le plus souvent un canton ou une région. On citera alors comme exemple, en 1105, le monopole accordé à un abbé sur l'utilisation des moulins à vent en basse Normandie. Ces privilèges se répandent à d'autres activités, comme l'exploitation de ressources à leur découvreur, un emploi prestigieux ou un monopole commercial. Ces privilèges prennent alors le nom de « lettre Patente ». À partir du 16^e siècle, ces privilèges sont critiqués, car le plus souvent achetés ou négociés par arrangement entre nobles, et détachés de réelles innovations technologiques. En Angleterre, là où ils se sont le plus répandus, ils sont annulés par le « *Statute of Monopolies* », que certains considèrent, à tort, comme le premier texte juridique sur les brevets.

En effet, c'est à Venise que naissent les premiers documents légaux que l'on peut qualifier de brevets. On y retrouve des traces de ce qui ressemble aux brevets d'invention actuels dès 1421. Ils protègent d'abord, de manière compréhensible, des dispositifs techniques aquatiques (écluse, digues...), mais aussi plus tard d'autres techniques comme la soufflerie du verre. Ces brevets se multiplient jusqu'à devenir officielle en 1474 par le vote du sénat de la loi connue sous le nom de « *Parte Veneziana* ». Elle introduit les premières justifications à l'accord d'un monopole : incitation à l'innovation,

rentabilité des investissements, droit de l'inventeur et utilité sociale de l'invention. Elle définit également les premiers critères de brevetabilité : nouveauté sur le territoire, ingéniosité (non évidente) et applicabilité. L'inventeur possède alors le droit d'interdire à quiconque d'utiliser son invention pour dix ans, mais perd ses droits s'il n'exploite pas le brevet. Entre 1474 et 1788, ce sont près de 1800 brevets qui sont délivrés. Ce modèle se répandit progressivement en Europe et dans le monde. Ainsi, dès 1734, l'Angleterre exige une description détaillée de l'invention et instaure en 1883 le système des revendications. Les colonies américaines prirent le pas sur la métropole britannique, avec des lois sur les brevets et le droit d'auteur dès 1641. Elles y sont d'autant plus importantes qu'une fois indépendant, le nouveau pays intégrera ces principes dans la constitution : « favoriser le développement de la science et des arts utiles, en garantissant pour une période déterminée aux auteurs et inventeurs le droit exclusif à leurs livres et à leurs inventions ». Washington signera alors en 1790 la première loi « moderne » sur les brevets. Cette loi est très forte, car elle relève directement du congrès.

Par la suite, les différents systèmes légaux entourant les brevets (ou équivalent) se développent naturellement, par la nécessité créée par les périodes de grandes innovations qui ponctuent le 19^e siècle. Entre 1815 et 1889, les dépôts des plus grandes puissances (Autriche-Hongrie, France, États allemands, Grande-Bretagne, et États-Unis), passent d'environ 500 à 46 000 tous les 4 ans. Cette hausse des demandes s'accompagne d'améliorations administratives, en faveur du droit des déposants. Les régimes des différents pays développent chacun leur spécificité, avec des examens plus ou moins poussés, entre forme seule (États-Unis) et plus approfondi (Europe). Face à ces différences, et à la difficulté rencontrée des inventeurs à breveter dans différents pays, les Congrès internationaux de la propriété industrielle sont organisés au cours des Expositions universelles de Vienne (1873) et de Paris (1878). Ils conduiront aux accords de Paris sur la PI de 1883. S'ils ne constituent pas une réglementation internationale, ces accords posent les bases d'une uniformisation des procédures et actent la coopération des offices. Elle progressera alors timidement au cours de diverses rencontres

internationales, jusqu'à aboutir aux accords de Paris de 1979, fondant l'union de Paris et la base du système de brevet international actuel.

- *La transformation du rôle des brevets dans le management de l'innovation.*

Une fois le système de brevet international entériné, c'est le comportement des entreprises vis-à-vis des brevets qui entame sa profonde évolution. Plusieurs raisons, sur lesquelles je m'attarderai en détail dans le chapitre 2, motivent ces changements. Elles ont en commun de résulter d'un basculement de perception du brevet. Auparavant, les managers et la direction générale concevaient les brevets comme une routine purement juridique. De ce fait, la recherche en management est restée relativement minoritaire dans ce domaine, au profit des travaux d'économistes et de juristes (Ernst, 2017). Les travaux académiques portaient alors essentiellement leur attention sur l'efficacité du système de brevet à protéger les droits des inventeurs afin d'inciter à la prise de risque pour favoriser l'innovation et *in fine* la croissance économique (Hall, 2007; Schmookler, 1972). La question de l'efficacité du système brevet comme accélérateur d'innovation est d'ailleurs toujours au centre de débats intégrant de plus en plus de résultats de la littérature abordant la problématique de la gestion des brevets (Baudry & Dumont, 2018). Mais pour que les chercheurs en gestion commencent à se pencher, dans une plus grande mesure, sur le management de cet actif particulier qu'est le brevet, il a fallu attendre que les managers eux-mêmes s'emparent de la question de la PI (Somaya, 2012). Dans les années 1980, les managers et la direction générale ont commencé à saisir le rôle de la PI dans la croissance de l'entreprise, et notamment le potentiel des brevets. Amorcé par l'appât du gain, c'est une véritable course aux brevets qui commence. Son rythme s'accélère radicalement dans les années 2000 où l'on observe alors une « explosion des dépôts » dans les offices du monde entier (Hall, 2004). En parallèle, dans la lignée de l'étude dite de Yale, de Levin et al. (1987), plusieurs chercheurs se sont penchés sur l'efficacité des brevets comme méthode d'appropriation par rapport à d'autres tels que le secret, le service

client ou la rapidité de mise sur le marché. Dans l'ensemble, ils concluent que le brevet n'est plus considéré par les entreprises comme un levier de croissance permettant de s'approprier la valeur générée par l'innovation (Blackburn & Kitching, 1998; Brouwer & Kleinknecht, 1999; Cohen, Nelson, & Walsh, 2000; Leiponen & Byma, 2009). Plus récemment, en 2014, Elon Musk défendait la même position :

« Technology leadership is not defined by patents, which history has repeatedly shown to be small protection indeed against a determined competitor, but rather by the ability of a company to attract and motivate the world's most talented engineers. ».(Baudry & Dumont, 2020, p. 1-2).

Les PME privilégient alors les méthodes informelles telles que le secret, les droits d'auteur ou la vitesse de commercialisation (Leiponen & Byma, 2009; Tang, Adams, & Paré, 2001), et même lorsqu'elles en possèdent, la plupart semblent réticentes à engager une action en justice pour obtenir réparation (Blackburn & Kitching, 1998). De même, pour la protection de leurs produits, les grandes entreprises semblent désormais favoriser le secret au brevet (Cohen et al., 2000; Levin et al., 1987). De manière générale, les entreprises les jugent inefficaces pour conserver les avantages concurrentiels des produits nouveaux (Holgerson & Granstrand, 2021; Levin et al., 1987) ou encore se protéger de l'imitation (Leiponen & Byma, 2009). Par exemple, quelle que soit leur taille, que ce soit pour protéger un produit ou d'une méthode, les entreprises privilégieraient le secret industriel au brevet (Arundel, 2001). Trois limites à la protection offerte par les brevets sont avancées par les entreprises : la possibilité de contourner les revendications d'un brevet pour protéger une invention similaire (Harabi, 1994), la divulgation d'informations nécessaire pour obtenir le brevet (Duguet & Kabla, 1998) et enfin les coûts engendrés par les dépôts de brevets (Blackburn & Kitching, 1998 ; Cohen et al., 2000). Les entreprises ne se plaignent alors pas de l'incapacité des brevets d'empêcher le développement d'une copie direct, mais plutôt de laisser les imitateurs créer des substituts en profitant des brevets pour réduire leur temps de développement (Pil & Cohen, 2006). Ainsi, en France, au cours des procès

pour violations des DPI seulement 26.91% des détenteurs de brevet se voient accorder raison par la justice (Dumont, 2015). Ce doute légitime des entreprises vis-à-vis de l'efficacité des brevets à défendre efficacement leurs inventions est alors à l'origine de l'expression *Probabilistic Patents*, un terme justifié par l'idée que « *a patent is no guarantee of exclusion but more precisely a legal right to try to exclude* » (Lemley & Shapiro, 2004). Par-delà ces limites affectant l'ensemble des domaines technologiques, les brevets semblent ne plus être adaptés à l'évolution technologique de certains d'entre eux, notamment les logiciels. En effet, le système incitatif des brevets se fonde sur un paradigme où il est compliqué d'inventer, et il devient donc inadapté si l'innovation est « simple », comme dans le domaine des logiciels (Dumont & Holmes, 2001). Si la période nécessaire pour reproduire l'invention est plus longue que celle de développement d'une nouvelle version par l'inventeur, la temporalité des brevets n'est plus adaptée à ces besoins, car l'inventeur se protège par sa propre capacité à innover (Tang et al., 2001). En conséquence, les innovateurs privilégient alors d'autres formes de PI comme les droits d'auteur, auxquels les PME ont trois fois plus recours que les brevets (Tang et al., 2001). Depuis la convention de Munich de 1973, de tels brevets ne sont pas délivrés en Europe, condamnant les acteurs locaux à assumer un retard sur l'acquisition de DPI qu'ils ne pourront pas probablement rattraper. En somme, les brevets ne semblent pas convenir aux entreprises pour la protection de leur invention (Mansfield, Schwartz, & Wagner, 1981). Or, si leurs concurrents peuvent imiter et commercialiser un produit similaire pour une fraction du coût de développement de l'innovation, le brevet n'est plus la solution à la contradiction entre la protection de l'inventeur et l'innovation (Arrow, 1962).

Comment alors expliquer cette explosion des dépôts qui semble paradoxale face au manque d'intérêt des entreprises pour les brevets ? Pour cela, il faut élargir notre conception de la valorisation de l'innovation. La littérature académique, tant théorique qu'empirique, s'est intéressée de manière extensive à la manière dont les différentes méthodes de management de la R&D permettent aux firmes de créer de la valeur au travers de l'innovation, mais en oubliant la question de l'appropriation de cette valeur

(Reitzig & Puranam, 2009). Si certains considèrent que cette capacité dépend du régime d'appropriation (Cohen et al., 2000), cela revient à négliger la capacité individuelle des entreprises à déployer des stratégies pour s'approprier cette recherche. La problématique de l'appropriation est restée délaissée jusqu'aux travaux séminaux de David Teece, « Profiting from Innovation », de 1986. Cet article publié dans *Research Policy* sera le plus influent de la revue de sa décennie (Reitzig & Puranam, 2009). L'auteur établit pour la première fois un lien entre deux disciplines encore rarement associées : l'innovation et la stratégie. Il tente alors de répondre à la question : pourquoi tant d'innovateurs n'arrivent pas à s'approprier les fruits de leur innovation ? Pour résumer ses conclusions : les inventeurs doivent s'approprier les lois et les règles, parfois informelles, du régime d'appropriation dans lequel ils évoluent afin d'acquérir les atouts les plus pertinents et complémentaires. Par exemple, dans un régime d'appropriation faible, où l'imitation est simple, il ne peut se contenter d'un brevet pour s'assurer des retours sur investissement. Il doit donc acquérir d'autres actifs plus forts de par leur complémentarité : marques, design, secrets, barrières de brevets ou encore maîtrise des chaînes de production (Pisano, 2006). Dans la vision de Teece, les brevets dépassent leur rôle « traditionnel » d'empêcher que l'imitateur ne s'empare des revenus de l'innovateur, pour servir des stratégies d'appropriation plus complexes au travers de l'acquisition d'avantages concurrentiels. Ainsi, si les entreprises désavouent le brevet comme outil de protection, elles considèrent qu'il prend un rôle de plus en plus important dans leur stratégie (OECD, 2004). Le brevet devenu un actif stratégique, il s'intègre à l'ensemble de la stratégie de l'entreprise au travers de nouveaux rôles.

Historiquement, cette évolution trouve ses origines dans les changements radicaux de management de la PI de grands groupes électroniques comme IBM ou Texas Instrument. Au cours des années 1980, en valorisant leur PI de manière plus agressive, elles entraînent un mimétisme des autres entreprises, à l'origine d'un effet boule de neige. Les dépôts s'accroissent dans les années 2000, notamment par la publication d'ouvrages sur la valorisation des portefeuilles tel que « A Rembrandt in the Attic ». Cette multiplication est à l'origine de nouveaux phénomènes, tels que les

chevauchements de droits de PI au sein des *Patent Thickets* conduisant encore à de nouvelles utilisations des brevets par conséquent une boucle auto-alimentée de dépôts (Shapiro, 2000). Dans ces *Thickets*, les brevets servent à garantir la liberté d'exploitation des entreprises en augmentant la capacité dissuasive de leur portefeuille, pas face à la copie de leur produit, mais à l'inverse face à des accusations de contrefaçons (Cockburn, MacGarvie, & Müller, 2009). De manière plus générale, tels que reportés dans l'ouvrage de Pascal Corbel et Christian le Bas judicieusement intitulé « Les nouvelles fonctions du brevet » (2012), les brevets présentent désormais des usages d'une grande diversité : communications, négociations, valorisations, collaborations ou oppositions. En fonction de leurs situations, les entreprises vont alors avoir recours aux brevets pour conserver ou développer l'avantage compétitif qu'ils retirent de leur invention brevetée (Chung, Lorenz, & Somaya, 2019). L'usage qui est fait du brevet par un déposant dépend donc de facteurs tels que le domaine technologique, l'organisation de son marché, sa taille ou encore l'intensité de ses activités de R&D.

- *Questions de recherche et structure de la thèse.*

Comme le démontre la revue de littérature des chapitres 1 à 3 de la première partie, les décisions de management influent sur la quantité de brevets déposés, ce qui nous oblige à considérer la qualité des brevets pour analyser les portefeuilles. Cependant, il est nécessaire en aval de définir la qualité des brevets qui comprend de nombreuses définitions selon les besoins des évaluateurs (voir la définition des différentes ontologies du brevet dans le chapitre Chapitre 6 de la partie 1). Par-delà les définitions, la littérature académique, autant en économie qu'en management, propose de nombreuses mesures bibliométriques. Cependant, les travaux récents démontrent un manque de corrélation et de cohérence entre ses différentes mesures (Higham, De Rassenfosse, & Jaffe, 2021). Il est alors nécessaire de répondre à la question suivante :

Questions de recherche 1 : Comment définir et mesurer la qualité technologique des brevets dans le paradigme du management stratégique ?

Si les précédents travaux ont permis d'apprécier l'évolution du management des

brevets et les nouveaux usages des brevets, la plupart des sources que nous avons pour comprendre ces nouvelles stratégies brevets proviennent d'enquêtes et d'entretiens. Les travaux empiriques appuyés sur les données et portant sur la problématique des stratégies brevets restent à ce jour très rares, ou concentrés sur des sujets tels que les *Patent Thickets*. La problématique de la définition et de la mesure de la qualité des brevets est alors une brique essentielle de la construction de méthodologies basées sur les données permettant une analyse à grande échelle. En se basant sur les conclusions de cette revue, je tenterai de répondre à la seconde question de recherche :

Questions de recherche 2 : Peut-on établir un outillage méthodologique pour mesurer ces stratégies identifiées ?

Les précédents travaux ont alors pour objectif de fournir des éléments empiriques à des stratégies conceptualisées et identifiées par des travaux précédents. Cependant, ces travaux n'ont pas encore abordé l'impact des changements radicaux apportés par les technologies numériques comme l'intelligence artificielle sur le management de la PI. Afin de compléter les apports de mes travaux, je propose alors d'appliquer le même cadre d'analyse à cette problématique afin d'apporter des éléments de réponses à la dernière question de recherche :

Questions de recherche 3 : En quoi l'émergence des nouvelles technologies influence le management de la PI ?

Afin de répondre à ces trois questions, je développe une méthodologie dont je décris les fondements dans le Chapitre 4 de la partie 1. Cette méthodologie s'appuie sur deux piliers : la compréhension du management moderne des brevets tels que l'envisage les praticiens aujourd'hui, et les méthodes d'analyse de données. Comme décrit dans le 5.3 sur le positionnement épistémologique, je développe alors des outils d'analyse permettant d'obtenir la vision du manager de la PI, au cœur de toutes les fonctions technologiques, juridiques et stratégiques impliquées dans les brevets.

Au travers d'articles académiques, les parties 2 et 3 apportent des éléments de réponses aux questions de recherche. Ces articles sont décrits dans le Tableau 1. Les articles composant la partie 2 sont dédiés à la première et deuxième question de recherche. Plus précisément, le Chapitre 7 cherche à répondre à la question de la définition et de la mesure de la qualité des brevets au travers d'une revue systématique de la littérature. Par la suite, je répondrai aux deux autres questions de recherche par des études de cas des secteurs du cosmétique, des préparations médicales et de l'intelligence artificielle. Les chapitre 1 et 2 constituent alors une application des conclusions de cette littérature, au travers du déploiement d'un cadre analytique destinés à répondre à la seconde question de recherche sur la création d'outillage méthodologique empirique. La partie 3 est entièrement dédié à la dernière question de recherche sur l'impact des technologies émergentes sur le management des brevets des entreprises.

Enfin, je discuterai de manière globale de ces résultats dans la dernière partie. Les contributions de cette thèse seront alors exposées au travers d'une confrontation avec les résultats précédents de la littérature. Je conclurais sur les limites auxquelles se confrontent ces travaux, mais également sur les ouvertures et développements potentiels qu'ils offrent.

Figure 1 Structure de la thèse

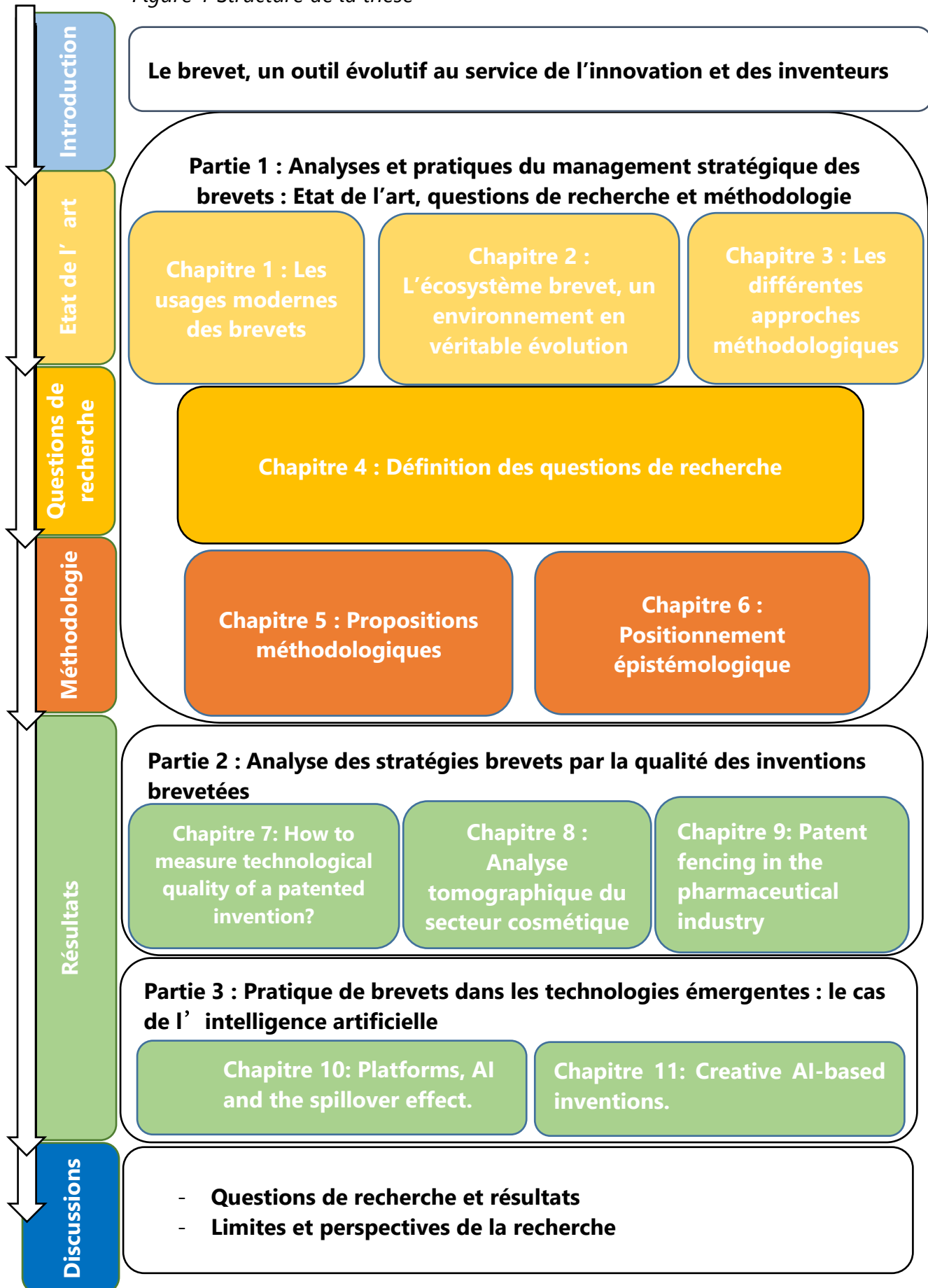


Tableau 1 Articles composant la thèse¹

| Partie 2 : Analyse des stratégies brevets par la qualité des inventions | |
|--|--|
| Chapitre 1: Définir et mesurer la qualité technologiques des inventions brevetées | <p>How to measure technological quality of a patented invention? A literature review.</p> <p><i>Clement Sternberger, Frederic Caillaud, Ahmed Bounfour</i></p> <p>Présentées à la Summer School 2020 de l'université KU Leuven et l'office européen des brevets.</p> <p>Soumis au journal <i>Scientometrics</i> en mars 2021, en attente de retour des examinateurs.</p> |
| Chapitre 2 : Analyse tomographique du secteur cosmétique | <p>1. A new data-based analytical framework for innovation appropriation strategies analysis: patenting in the cosmetic sector</p> <p><i>Clement Sternberger, Frederic Caillaud, Ahmed Bounfour</i></p> <p>2. Positionnement stratégique des 10 plus importants acteurs du secteur cosmétique par cartographie sémantique</p> <p><i>Clement Sternberger, Frederic Caillaud</i></p> <p>Présentées à la Summer School 2019 de l'université KU Leuven et l'office européen des brevets et en 2020 au Symposium Jean-Baptiste Say.</p> |
| Chapitre 3 : Les barrières de brevets dans le secteur pharmaceutique | <p>Benefiting from an intellectual property dissuasive defense strategy: patent fencing in the pharmaceutical industry</p> <p><i>Clement Sternberger</i></p> <p>Présenté en septembre 2021 à l'EPIP 2021 PhD Workshop: IP and the future of innovation. Accepté pour publication dans la revue <i>Economie Appliquée</i>.</p> |
| Partie 3 : Pratique de brevets dans les technologies émergentes : le cas de l'intelligence artificielle | |

¹ Pour des raisons de droits d'auteur vis-à-vis des éditeurs, les articles tels que présentés dans la thèse diffèrent de leur version publiée.

| | |
|---|---|
| <p>Chapitre 1 : Le cas des grandes plateformes</p> | <p>Platforms, AI and the spillover effect</p> <p><i>Ahmed Bounfour, Alberto Nonnis, Clément Sternberger, Phuong Le</i></p> <p>Ce chapitre fait référence au livrable KNOWLEDGE SPILLOVERS AND INNOVATION : La diffusion des connaissances entre les grandes entreprises et les PME dans le secteur de l'intelligence artificielle ; du projet européen GLOBALINTO (février 2019 - avril 2022).</p> |
| <p>Chapitre 2 : La mise en œuvre de l'IA dans le secteur agricole</p> | <p>Creative AI-based inventions: How incumbents strategically renew their invention portfolios through AI technologies</p> <p><i>Michael Wustmans, Quentin Plantec, Anna Waßenhoven, Clement Sternberger, Mei Yun Lai, Stefanie Bröring</i></p> <p>Présenté en aout 2021 à la réunion annuelle de l'Association Of Management.</p> |

**Partie 1 : Analyses et pratiques du
management stratégique des
brevets : état de l'art et questions de
recherche.**

Introduction :

Mes travaux se fondent et contribuent à trois littératures concomitantes (Figure 2 Les trois littérature). La première, appuyée sur le constat que les entreprises ne considèrent plus uniquement les brevets comme un outil de protection, consiste à comprendre leurs motivations à breveter. Afin d'apporter des éléments de réponses, ces publications exposent les résultats d'enquêtes réalisées directement auprès des déposants, à diverses échelles. Ils nous permettent alors de différencier les groupes de déposants en fonction de caractéristiques tels que leur taille, leurs domaines d'activités ou leur modèle commercial. In fine, ces enquêtes permettent d'identifier les bénéfices qu'ils espèrent obtenir des dépôts. Une fois ces motivations comprises, les travaux portant sur les stratégies brevets nous éclairent de manière pratique sur l'usage qui est fait des brevets par-delà la motivation à breveter. Ainsi, ces travaux vont s'intéresser à des cas empiriques d'usage des brevets tels que l'exclusion de concurrents (Sternitzke, 2013, 2017) ou la collaboration avec son écosystème (Azzam, Ayerbe, & Dang, 2017). Ils emploient le plus souvent des méthodes qualitatives au travers d'études de cas, et permettent d'identifier les comportements stratégiques des entreprises en fonction de leur situation. Ces deux premières littératures sont essentielles pour comprendre les nouvelles utilisations des brevets. Cependant, la portée de ces divers travaux reste limitée en nombre de participants aux enquêtes et par les cas d'études limités le plus souvent à une ou deux entreprises. Pour élargir nos connaissances dans le domaine du management stratégique des brevets, il faut alors se tourner vers une littérature qui tire plutôt ses origines de l'économie, notamment vis-à-vis des méthodes quantitatives qu'elle emploie. Afin de quantifier et de qualifier les technologies produites par les acteurs, de nombreuses publications développent des méthodologies dites bibliométriques ou technométriques. Au travers d'indicateurs de qualité des brevets, ces publications comparent la production d'innovation entre zones géographiques, déposants ou inventeurs. Ces indicateurs estiment différents aspects de la qualité des brevets, tels que l'impact sur les futures inventions, la valeur, la portée, la radicalité ou la nouveauté (Squicciarini, Dernis, & Criscuolo, 2013). On peut alors relier ces

littératures ensemble par l'hypothèse que la qualité d'un brevet reflète l'usage qu'il en est fait par l'entreprise. Ainsi, un brevet protégeant une invention performante sera de grande qualité (Moser, Ohmstedt, & Rhode, 2018), et les brevets servant des objectifs stratégiques d'exclusion et ne protégeant pas des inventions destinées à être commercialisées seront plus nombreux et de moindre qualité (Harhoff et al., 2007 ; Mao et al., 2019).

Ces trois littératures sont très proches et leurs frontières poreuses. De manière assez évidente, les travaux sur les motivations à breveter et les stratégies sont très proches, car complémentaires. La première va permettre d'identifier qu'elles sont les critères qui vont pousser un déposant à choisir une stratégie, et le second comment il va la mettre en œuvre. Les liens entre ces deux littératures avec la troisième sur les méthodes quantitatives sont plus rares, mais significatifs. Ainsi, Trajtenberg, Henderson, & Jaffe (1997) ont développé les indicateurs d'originalité et de généralité pour comparer les brevets universitaires à ceux des entreprises. Les universités auraient tendance à déposer des inventions fondamentales en amont du processus de développement, tandis que les entreprises protègent des inventions d'exploitation plus valorisée. Ces résultats trouvent alors écho dans les travaux de Giuri et al. (2007) qui démontrent que les universités déposent des brevets dans le cadre de leur activité de licences, qui nécessite de posséder des technologies aux applications plus larges. Cependant, s'il existe des liens entre ces littératures, ils restent sporadiques, notamment entre stratégie et méthodes quantitatives.

Dans cette première partie, au travers d'une revue de ces trois littératures, je dresserai un état de l'art sur le management des brevets sous trois angles. Tout d'abord, dans le Chapitre 1, j'aborderais les nouveaux rôles des brevets dans l'entreprise, les stratégies dans lesquelles ils sont employés et qui sont les déposants qui les utilisent. Le Chapitre 2, prend une tournure plus historique et s'intéresse aux origines de cette évolution du management des brevets. Le Chapitre 3 sera dédié aux méthodologies d'analyses de ces brevets en raison de leur importance pour mes travaux. À la suite de ces trois

chapitres de revue de littérature, je définirai dans le Chapitre 4 les trois questions de recherche auquel j'apporterai des éléments de réponses dans les parties 2 et 3. Enfin, les chapitres Chapitre 5 et 5.3 seront dédiés aux méthodologies que j'ai décidé d'employer et le cadre épistémologique dans lequel se situe mes travaux.

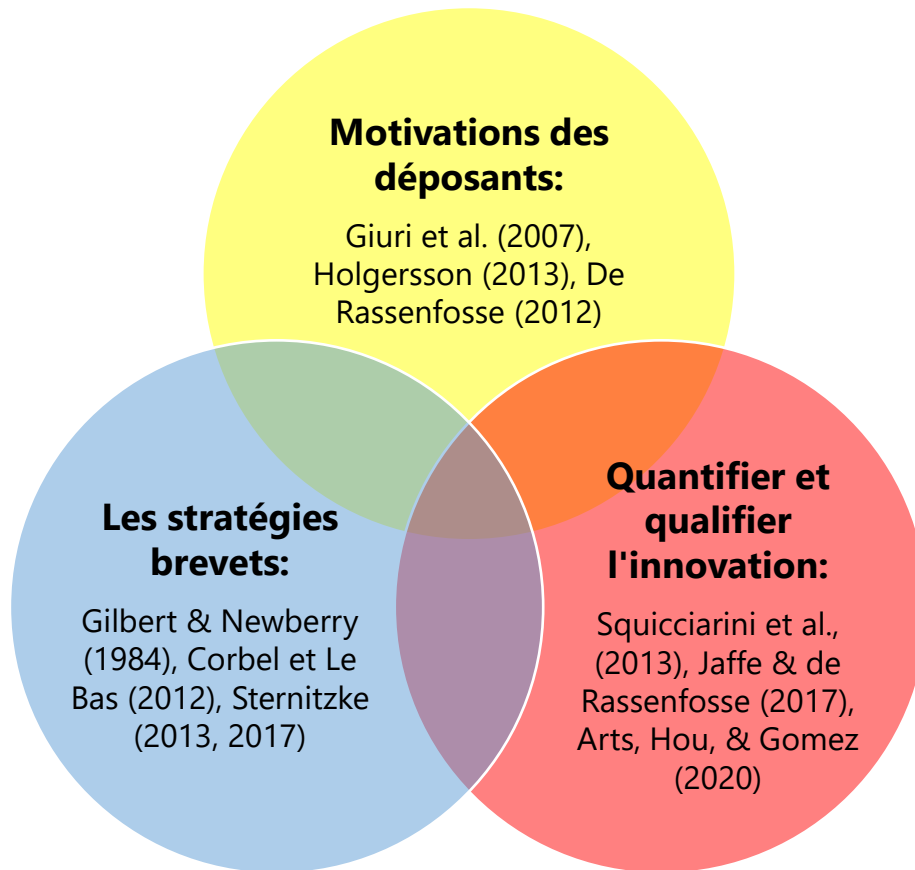


Figure 2 Les trois littératures

1.1. Une nouvelle conception des brevets dans l'entreprise.

- *L'intégration des brevets aux différentes composantes de l'entreprise.*

La raison pour laquelle l'introduction du management stratégique a tant affecté les dépôts des entreprises, c'est qu'il implique les besoins des différentes fonctions de l'entreprise dans les dépôts et la gestion du portefeuille. Les travaux de la littérature du « *Patent Management* » (PM) étudient les interactions de ses fonctions de l'entreprise qui d'ordinaire fonctionnent indépendamment. Ces différents travaux se fondent sur le principe que la valeur du portefeuille, particulièrement pour les grandes entreprises, doit être supérieure à la valeur cumulée des brevets qui le composent (Lin & Chen, 2005). Pour cela, l'entreprise doit être capable de faire collaborer les fonctions R&D, légales et commerciales, au sein du management de la PI afin de servir la stratégie de la direction générale.

C'est cette capacité qui permet à certaines firmes de générer des revenus liés aux brevets plus importants que d'autres entreprises ayant pourtant un portefeuille bien plus étendu (Al-Aali & Teece, 2013; Minin & Faems, 2013). Comme l'explique (Levitas & Chi, 2011): *"Patenting itself doesn't necessarily create value; rather, firms must develop a deeper understanding of the conditions under which patent pursuit adds and possible subtracts value"*. Ainsi, du fait de la décorrélation entre brevets et innovation, les brevets ne sont pas une preuve de création de richesse, mais plutôt l'acquisition d'outils pour la création de valeur. Tout dépend alors de la construction du portefeuille et de son utilisation.

Pour que l'entreprise déploie ces différentes stratégies, il est nécessaire qu'elle mette en place un cadre adapté et alloue des ressources suffisantes aux acteurs de la PI. Si les entreprises gèrent depuis longtemps leurs actifs corporels et financiers avec un grand soin, les actifs de propriété intellectuelle ont longuement été négligés.

Désormais, les groupes appuyant leur croissance sur leur capacité à innover et à s'appropriier les fruits de cette innovation se dotent d'un manager de la PI, qui peut être incarné par un service à part entière, devant s'assurer que l'entreprise dispose des ressources nécessaires pour mettre en place la valorisation de cette innovation et ce en collaboration avec les différentes fonctions impliquée (Grindley & Teece, 1997). Comme le modélise (Moehrle, Walter, & Wustmans, 2017), le management du brevet aurait alors sept dimensions avec chacune des missions particulières² : gestion du portefeuille, génération de brevets, intelligence, exploitation, exécution légale, organisation et culture de la PI. Les différentes fonctions de l'entreprise prennent alors part dans une ou plusieurs de ses missions, sous la coordination du manager de la PI, prenant ses directives directement de la direction générale.

En ayant recours à des fonctions similaires, (Reitzig & Wagner, 2010) propose une approche par la chaîne de valeur au travers des trois étapes de la valorisation de l'innovation par les brevets en fonction de la temporalité du dépôt.

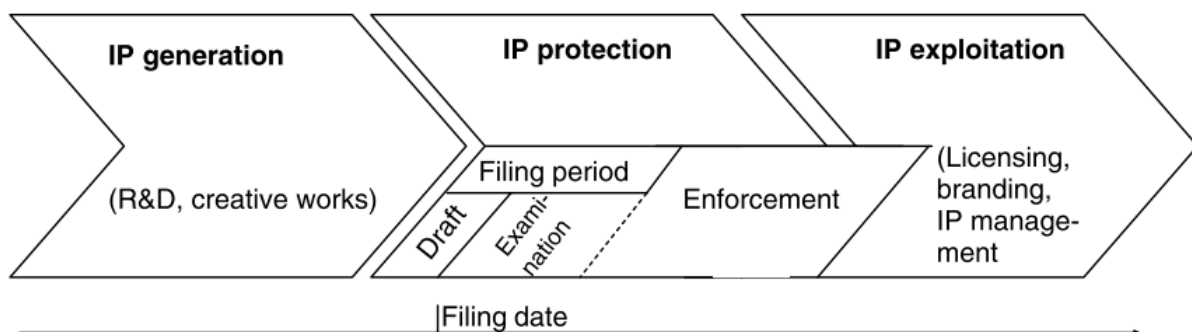


Figure 3 Chaîne de valeur et capacités mobilisées (Reitzig & Wagner, 2010)

Dans ce premier exercice de modélisation, les capacités et connaissances technologiques, légales et managériales sont mobilisées à différentes étapes du processus de valorisation de l'invention. Ces étapes se répartissent autour d'activité de génération et/ou de capture de cette de valeur. Les différents rôles du brevet dépendent alors du niveau dans la chaîne de valeur :

² Voir encadré sur les détails des différentes fonctions du Patent Management selon Moehrle et al. (2017). Le fonctionnement du modèle est explicité dans le chapitre 3.3.2.

- La génération relève de la création de valeur par la R&D. A ce stade, le brevet est d'abord un outil de veille technologique afin d'orienter la R&D ; et d'identification des acteurs du secteurs pour le licensing. La PI est alors mobilisée pour encourager les projets de R&D (Ayerbe & Mitkova, 2013).
- La défense des droits relève ensuite de la capture de valeur, directe par la vente de produits, et indirect par les poursuites. Elles nécessitent des connaissances stratégiques et légales afin de prendre la décision de breveter ou non, de la couverture géographique, de la temporalité, de la rédaction des revendications ... La nécessité de posséder des connaissances en PI pousse alors les entreprises à utiliser des cabinets de PI avec qui elles construiront des liens de longs termes (Ayerbe, Lazaric, Callois, & Mitkova, 2012).
- L'exploitation relève de la capture de valeur à travers la valorisation en interne (création de barrière à l'entrée) ou en externe (identifier les profils pertinents pour proposer des licences de vente). Cette fonction décide également du maintien ou de l'abandon des brevets. Les décisions s'appuient alors sur des comités synthétisant les trois compétences juridiques, technologiques et stratégiques (Ayerbe & Mitkova, 2013).

La capacité d'optimisation de l'avantage concurrentiel fournit par le brevet dépend alors de la complémentarité et des liens entre les différentes fonctions. Les résultats tendent alors à démontrer qu'il est essentiel d'internaliser ces fonctions à l'ensemble du processus de valorisation, afin de garantir une harmonisation entre le niveau de génération de brevets en aval et les besoins pour l'exploitation en aval (Reitzig & Puranam, 2009). Les informations acquises en amont, notamment par la réalisation de l'état de l'art, sont en effet essentielles pour guider les décisions stratégiques vis-à-vis de l'environnement concurrentiel de l'entreprise. L'externalisation ne permet pas d'atteindre la synchronicité nécessaire entre les trois compétences du management des brevets et est donc à l'origine de coûts supplémentaires.

Un exemple concret de l'application du management des brevets, est la course aux

dépôts qui a suivi la publication du livre « *A Rembrandt in the Attic* » (voir chapitre 2.2.1 Le coup de semonce : « *A Rembrandt in the attic* ».). Très rapidement, le nombre de dépôts est devenu d'une grande importance pour la direction générale des entreprises qui ne voulaient pas paraître dépassées par leurs concurrents aux yeux des investisseurs et des consommateurs (Cockburn, MacGarvie, & Müller, 2009). Les managers de la PI ont alors dû coordonner très vite les équipes pour déposer un plus grand nombre de brevets sans avoir de moyens supplémentaires ou de levier pour accroître la productivité de la R&D.

En somme, la capacité d'une entreprise à valoriser son innovation dépend donc de la coordination entre toutes les dimensions du management des brevets pour déployer les stratégies les plus adaptées (Germeraad, 2011). Plusieurs travaux se sont penchés sur l'établissement d'un système d'évaluation de l'implémentation du management des brevets permettant de comparer les entreprises (Agostini, Nosella, & Teshome, 2019; Germeraad & Morrison, 1999; Moehrle et al., 2017). Les échelles se basent alors sur l'importance de la PI pour l'entreprise, les moyens accordés à sa gestion et la coordination des différentes dimensions. Cependant, afin de pouvoir évaluer la capacité d'une firme à exploiter ses brevets, il faut avant tout avoir connaissance des SA les plus adaptées à son activité et son secteur. Ainsi, par exemple, une grande entreprise pharmaceutique exploitant correctement ses brevets va les utiliser pour exclure ses concurrents, alors qu'une start-up doit les employer pour affirmer son image pour récolter des fonds.

Pour l'instant, les exemples de comparaison des capacités des différents concurrents demeurent des cas d'études basés sur des informations internes comme celui d'Astra Zeneca (Conley, Bican, & Ernst, 2013). Comme toutes les entreprises pharmaceutiques, Astra Zeneca perd brutalement une grande partie de ses revenus lorsqu'un brevet protégeant un de ses médicaments à succès arrive à son terme. L'entreprise se démarque alors des autres par sa capacité à prolonger son monopole en combinant les brevets, différents outils de PI et sa communication (Conley et al., 2013). Tout au

long de la vie du brevet protégeant la molécule, l'entreprise habitue le consommateur à son produit en protégeant le design de ses pilules et en renforçant cette image par des campagnes publicitaires. En conséquence, lorsque les génériques à bas prix sont introduits sur le marché, les consommateurs préfèrent payer plus cher pour un produit qu'ils connaissent et dans lequel ils ont confiance.

Si les modélisations théoriques du management des brevets démontrent qu'afin de s'approprier les revenus liés à leur innovation, il est essentiel que les brevets soient intégrés à l'ensemble des fonctions de l'entreprise, ces résultats demeurent le plus souvent théoriques et manquent de validation empirique.

Encadré 1 Les 7 dimensions du Patent Management (Moehrle et al. 2017)

| Composantes | Fonction |
|----------------------------|---|
| Management du Portefeuille | <ul style="list-style-type: none"> - Système nerveux du modèle connexe à toutes les autres. - Décide du renouvellement ou de l'abandon des brevets. - Doit s'assurer que le portefeuille sert la stratégie générale de l'entreprise. - S'assure que le portefeuille garantisse la liberté d'exploitation par de nouveaux dépôts, des licences ou des achats de brevets. |
| Génération de brevets | <ul style="list-style-type: none"> - Décision de produire de nouveaux brevets en fonction des résultats de recherche. - Décide du nombre de dépôts adaptés. - Décide de la stratégie de dépôt. - Arbitre entre brevet et secret. |
| Intelligence brevet | <ul style="list-style-type: none"> - En charge de la veille technologique. - Diffuse en interne l'information sur les technologies de l'entreprise. - Évalue la valeur économique individuelle des brevets. |
| Exploitation | <ul style="list-style-type: none"> - Accorde des licences. - Communique sur les capacités d'inventions de l'entreprise - Utilise les brevets pour améliorer la position de l'entreprise lors de négociations de licences croisées ou de situation de hold-up. |
| Défense légale | <ul style="list-style-type: none"> - En charge de la veille juridique (détection des infractions). - Analyse les portefeuilles des concurrents pour mesurer la limitation du champ d'action de l'entreprise. - Défenses juridiques en cas d'accusation d'infraction. |
| Fonctions de support | |
| Organisation | Interactions de la gestion des brevets avec les autres fonctions de l'entreprise. |
| Culture | Diffusion de la culture de la PI dans l'entreprise : incitation à breveter, transfert d'informations et de connaissances, et sensibilisation aux enjeux. |

- *Par-delà la protection des inventions, les nouveaux rôles du brevet.*

Ignorer l'intégration d'autres fonctions que la R&D dans les processus de décision liés aux brevets est un biais que (Macdonald, 2004) décrit comme le biais des économistes. Il critique une analyse des brevets irréaliste, où la considération des brevets est limitée à des outils de protection servant à empêcher d'autres de commercialiser un produit concurrent pour capter le rendement des investissements en R&D au travers d'un monopole (Levin et al., 1987). Ce focus les conduit à ignorer les différentes motivations poussant les entreprises à breveter, qui sont parfois peu liées à la production d'innovation et qui conduit à déposer ce que j'appellerai les *Brevets Stratégiques* (BS).

Ce terme englobe des brevets aux usages très divers, tel que rapportés par plusieurs travaux académiques. Pour identifier ces différents usages, il faut étendre le principe d'appropriation de l'innovation à d'autres éléments influençant la capacité de l'entreprise à valoriser cette innovation (Teece, 1998). On citera alors quelques exemples d'usage des BS : en tant qu'outil de négociation (Granstrand, 1999), de communication (Thumm, 2004), pour limiter la capacité d'exploration technologique des concurrents (Cohen et al., 2000; Teece, 1986) ou encore pour se positionner sur un standard technologique (Baudry & Dumont, 2020; Bekkers, Duysters, & Verspagen, 2002). Une revue exhaustive de ces différents emplois du brevet est rapportée dans le livre de Corbel & Le Bas (2012), qui illustre ces différents usages par des cas d'études qualitatives et de nombreux entretiens. Dans ma revue de littérature, je m'évertuerai à enrichir leur état de l'art sur les nouveaux usages des brevets, en m'attardant plus particulièrement sur les facteurs déterminant le choix de stratégies brevet des entreprises.

On différencie les BS des brevets traditionnels par le fait que ces derniers ont un objectif d'ordinaire défensif, *i.e.* protéger un bien de la copie, alors que les BS sont des outils plus polyvalent, alternant entre applications offensives, dissuasives et collaboratives (Granstrand, 1999). Au total, on identifie jusqu'à 21 motivations pour déposer des brevets, que Holgersson & Granstrand (2017) regroupe en cinq catégories : protection

(1), négociation (2), image (3), financement (4), et management interne (5). Parmi les 21 motivations, ils concluent que de manière équivalente, les deux plus importantes sont de protéger ses inventions des imitations (1) et de garantir la liberté d'exploitation (2), c'est-à-dire gagner en pouvoir de négociation en cas de poursuite. Si la protection demeure la motivation la plus importante, les deux suivantes, appartenant aussi à la négociation (2), sont dédiées à des rôles plus offensifs. Les entreprises déclarent ainsi utiliser les brevets pour créer des barrières à l'entrée de domaine technologique, sans même protéger un produit ayant vocation à être commercialisé, pour empêcher les concurrents d'y obtenir des droits. En même temps, ces brevets leur permettent d'obtenir un pouvoir de répression fort pour rendre la menace de poursuites crédible. Vient ensuite la réputation de l'entreprise (3), le management du personnel de R&D (5) (mesure des performances et primes aux brevets), le pouvoir de négociation en cas de vente de l'entreprise (2) et enfin d'attirer du financement (4). En somme, seuls 50% environ des brevets sont réellement utilisés pour protéger un produit, les autres étant dédiés aux autres missions (Giuri et al., 2007).

Il faut alors s'attarder sur les termes de brevets « défensifs » ou « offensifs », auxquels les travaux se réfèrent souvent, sans réellement formuler de distinctions claires entre les deux. Au sens où un brevet protège une invention, le terme « défensif » peut paraître tautologique d'un côté, et le terme « offensifs » antinomique de l'autre. Cependant, dans le paradigme des BS, ils prennent sens par leur usage vis-à-vis de l'avantage concurrentiel que le déposant retire du dépôt du brevet princeps de l'invention (Czarnitzki, Hussinger, & Leten, 2020). Les brevets « défensifs » contribuent à assurer la liberté d'exploitation de l'entreprise, afin d'éviter les poursuites ou améliorer ces capacités de négociations de licences croisées, et donc conserver ces avantages. À l'inverse, les brevets « offensifs », en créant des barrières à l'entrée des domaines technologiques, visent à améliorer ces avantages en rapprochant toujours plus l'entreprise d'une situation de monopole, non seulement sur la technologie, mais également sur le marché.

En parallèle, le recours aux brevets stratégiques s'est accéléré avec le développement de l'*Open Innovation*. Au travers d'un management pro-actif de la PI loin de la routine juridique, l'OI représente une des principales opportunités de valorisation de l'innovation par les brevets, au travers de licences et ce de deux manières distinctes (Chesbrough & Jackson, 2003). Les entreprises peuvent recourir aux brevets des autres pour obtenir des connaissances extérieures, désigné par l'*outside-in*. À l'inverse, dans un processus d'*inside-out*, elles peuvent valoriser directement leurs inventions en vendant les technologies ou en accordant des licences d'utilisation, ou encore indirectement par la communication sur ses découvertes. Dans l'OI où les connaissances se diffusent librement, les brevets permettent alors aux entreprises de garder le contrôle sur l'utilisation de leurs technologies dans un cadre de coopération. Ainsi, grâce aux brevets, des entreprises concurrentes vont coopérer, par exemple au travers des *Pools* qui combinent *inside-out* et *outside-in* (Ayerbe & Azzam, 2015), afin de favoriser la diffusion et l'exploitation des technologies ou encore lutter contre les contrefaçons. Loin du brevet « offensif », dans le cadre de l'OI, les brevets concrétisent les collaborations bénéfiques à l'ensemble des acteurs, même concurrents, en contribuant à l'établissement de standards technologiques. Cette ouverture des DPI aux autres acteurs peut se faire sur plusieurs niveaux, jusqu'à de rares abandons complets de brevet (voir la partie 2.2.3 du chapitre 2 : Renforcer son image d'innovateur grâce aux brevets., pour un exemple). Dans la plupart des cas, quand une entreprise décide de se tourner de manière radicale vers un système d'OI, elle choisira plutôt une stratégie de *Patent Pledge*, une promesse d'accorder des licences sur certains de ses brevets de manière très large. On retiendra alors les exemples historiques d'IBM au milieu des années 2000, qui accéléra grandement le développement des logiciels open source (Wen, Ceccagnoli, & Forman, 2016), et plus récemment, celui de Tesla en 2014 qui tente de s'imposer sur le marché des voitures électriques (Baudry & Dumont, 2020). Cependant, il serait naïf de considérer que ces initiatives d'ouverture des DPI ne soient uniquement motivées par la volonté de contribuer à l'innovation globale, et de négliger les bénéfices qu'en retirent les entreprises. En plus de bénéficier d'effets de réseau ou

d'économie d'échelle, les entreprises cherchent avant tout à obtenir un avantage de primo-entrant en facilitant l'accès à leur technologie afin qu'elles deviennent la norme. Devant cet éventail d'usage des brevets, comment les entreprises décident-elles d'employer leurs brevets ? Plus que pour n'importe quelle autre méthode d'appropriation, on observe une très grande variabilité entre les entreprises dans l'intention de recourir aux brevets (Holgersson & Granstrand, 2021). D'une entreprise à l'autre, le choix de s'appuyer sur les brevets, et le cas échéant le choix de la stratégie, varie en fonction de caractéristiques telles que le secteur, le modèle commercial et la taille de l'entreprise.

1.2. Des stratégies alignées avec les spécificités de chaque entreprise.

Même en prenant en compte les dépenses de R&D, on observe une grande disparité du nombre de brevets déposés d'une entreprise à l'autre (Arundel, Kabla, Arundel, & Kabla, 1998; Brouwer & Kleinknecht, 1999; Mansfield, 1986). Une explication de cette différence serait la propension à breveter, qui reflète l'intérêt qu'estime avoir le manager de recourir à une protection par le brevet par rapport aux autres méthodes. Cependant, les premiers résultats empiriques de Mansfield (1986) tendent à démontrer que la propension à breveter n'explique qu'environ 12% de la variation entre les secteurs. Il faut alors s'intéresser aux régimes d'appropriation.

Les régimes d'appropriation de l'innovation dépendent de plusieurs facteurs. Les premiers sont légaux et concernent les droits d'exclusion, leurs usages et leurs durées (Walsh, Lee, & Jung, 2016). Ces éléments dépendent du législateur ou des accords sur la PI, et, de ce fait, tous les déposants d'une zone sont soumis aux mêmes conditions. On observe alors des comportements très hétérogènes des déposants entre les zones géographiques, et entre les secteurs à l'intérieur de ces zones (Baudry & Dumont, 2006). En conséquence, je m'intéresserais ici aux caractéristiques économiques individuelles des entreprises (ressources disponibles, spécificité de leur technologie, position sur le marché et modèle commercial) qui vont définir leur régime d'appropriation propre, et

donc leurs stratégies de dépôts (quantité et couverture géographique). En fonction de ces différents critères, les entreprises n'auront pas le même usage des brevets, ce qui déterminera en partie la quantité et la qualité des brevets qu'elles déposeront. En plus des décisions relatives aux dépôts, les entreprises adaptent la valorisation de leurs inventions, notamment sur le marché secondaire, en fonction de leur connaissance du marché afin de fixer leurs prix de revente ou de décider du type de licences à accorder (Mitkova, 2005). *In fine*, ce sont donc un ensemble d'éléments technologiques, légaux et commerciaux qui détermineront leur stratégie d'appropriation.

- *Des stratégies propres au domaine technologique.*

Du fait des différentes caractéristiques technologiques de chaque secteur, telles que le cycle de renouvellement des produits, la complexité et la complémentarité, une même législation n'affecte pas les décisions des inventeurs de la même manière (Moser, 2003). On observe notamment ces différences au travers des statistiques des brevets. Dans l'électronique, les brevets atteignent leur pic de citations reçues un à deux ans après leur publication, tandis que dans la chimie, ce pic arrive plus tardivement (Squicciarini et al., 2013). Cette différence affecte alors la durée de renouvellement moyen des brevets, ceux provenant de technologies progressant à haut rythme étant abandonnés plus rapidement. De même, le type de brevet utilisé (modèle, design ou invention) dépend de l'intensivité de la recherche dans la confection du produit (Neuhäusler, 2012). D'autres facteurs comme l'intensité de la compétition technologique influencent le recours aux brevets dits « défensifs » (Walsh, Lee, & Jung, 2016).

Ces différences inter-industrielles conditionnent également l'étendue de la couverture géographique des brevets. Ainsi, dans l'automobile, les managers attribuent plus d'importance aux brevets nationaux (Neuhäusler, 2012), ce que l'on peut expliquer par l'importance de leur image nationale. Par exemple, jusqu'en 2021, Ford était le vendeur numéro 1 aux Etats-Unis depuis plus d'un siècle, une observation que l'on retrouve avec Renault, Peugeot et Citroën en France ; Volkswagen, Mercedes et BMW en

Allemagne ; Toyota, Suzuki et Honda au Japon. Les firmes automobiles font donc office de fleuron nationale d'industrie, et celles-ci doivent alors défendre leur image d'innovateur sur leur territoire d'origines.

Pour comprendre les différentes stratégies d'appropriation, il faut alors s'intéresser aux motivations des entreprises qui reflètent le régime d'appropriation dans lequel elles évoluent et des caractéristiques des technologies qu'elles développent. Plusieurs critères peuvent être appliqué pour catégoriser les technologies, comme la classification des offices (CPC ou IPC) ou encore le secteur industriel, mais ces groupes sont alors très nombreux. Concernant le management des brevets, une catégorisation pertinente revient à qualifier ces différents groupes de technologies soit discrètes soit complexes. Les technologies discrètes comprennent notamment la chimie et le pharmaceutique. Dans ces domaines, les inventions sont généralement différenciables les unes des autres, et par conséquent, celles-ci peuvent être théoriquement protégées par un seul brevet. Les technologies dites complexes, dont le représentant emblématique est l'électronique concernent des secteurs où les produits combinent des centaines de technologies différentes, ce qui rend nécessaire de posséder les droits d'autant de brevets. Les enquêtes de l'OECD (2004) sur les motivations à breveter, montrent que ces technologies se différencient sur deux points. Les entreprises des secteurs chimiques et pharmaceutiques présentent un classement des motivations similaires aux autres secteurs, mais elles les considèrent comme deux fois plus importantes. À l'inverse, on retrouve dans l'électronique des motivations différentes des autres secteurs. Ces deux observations soulignent l'existence de stratégies propre à chacun de ces domaines.

Dans les domaines dits complexes, du fait qu'il est difficile d'isoler les contributions technologiques des différentes entreprises, le régime d'appropriation est considéré comme faible (Teece, 1986). Par conséquent, afin de posséder les droits sur les centaines de technologies combinées pour créer un produit commercialisable, les entreprises sont forcées à déposer autant de brevets qu'elles le peuvent. De par cette multiplication des brevets, et des failles dans l'examen pratiqué par les offices, on

constate un chevauchement de ces droits dans ce qui est appelé les *Patents Thickets* (Teece, 1986). Les entreprises pourraient alors se perdre en poursuites mutuelles, dont les coûts surpasseraient les bénéfices de la commercialisation. Les acteurs de ces domaines préfèrent donc passer par la négociation : “*We do not want a war. We do it, but without weapons. [A patent] is a deterrent*” (*Thales AeroSpace IP director, (Azzam et al., 2017)*). Le brevet en tant qu’outil de négociation intervient de deux manières. Premièrement, en outil de dissuasion par la rétribution, une entreprise ayant de nombreux brevets pouvant alors très probablement contre attaquer en contrefaçon sur une autre technologie. Dans un second temps, si une entreprise est menacée de poursuite, elle va chercher dans son portefeuille si l’attaquante n’enfreint pas les droits d’un de ses propres brevets. S’ouvre alors des négociations pour l’établissement de licences croisées, où le nombre de brevets définit les rapports de force. Cette règle tacite explique pourquoi une proportion deux fois plus grande d’entreprises de technologies complexes considère le pouvoir de négociation comme très important par rapport aux autres motivations à breveter (OCDE, 2004). En somme, le brevet garantit alors la liberté d’exploitation, en prévenant, ou en réduisant les coûts, des poursuites. Pour renforcer leur démarche et limiter les risques de procès, les entreprises ont formé des *Patent Pools*. Dans ces structures, formelles ou informelles, les droits des brevets sont mis en commun et assortis d’un règlement d’utilisation permettant à chacun des participants d’utiliser l’ensemble des droits (ou d’obtenir des licences croisées plus facilement), et donnant l’autorité au gestionnaire du pool d’accorder rapidement des licences aux entreprises extérieures à un prix raisonnable (den Uijl, Bekkers, & de Vries, 2013 ; Shapiro, 2000). Une fois encore, dans ces arrangements, les plus gros déposants bénéficient d’accès moins coûteux aux droits des autres membres ou encore d’une part plus élevée des revenus de licences communes.

Pour éviter d’être agressée par un tiers, les entreprises doivent essayer de breveter l’ensemble des variations possibles de leurs inventions, ou d’acheter les brevets qui leur manquent. Il est très facile dans les domaines où les dépôts sont très denses de laisser passer une faille. Motivés par la crainte que les *Patents Thickets* représentent

pour l'innovation en réduisant l'efficacité du système de brevet, ces derniers ont fait l'objet d'une attention particulière, notamment au sein de la littérature académique. Plusieurs méthodes empiriques basées sur la diversité des ayants droit sur une technologie et la centralité des réseaux de citations ont de ce fait émergé, afin de détecter et d'analyser ces *Patent Thickets* (Gałkowski, Dietl, Skrok, Whalen, & Rockett, 2020; Noel & Schankerman, 2013; Shapiro, 2000).

Si cette stratégie de multiplication des dépôts est propre aux grandes entreprises qui disposent de moyens conséquents, les petites entreprises des domaines complexes ont également leur stratégie propre. Du fait de l'importance plus grande de leur technologie dans leur modèle commercial, les petites entreprises opérant dans les secteurs de haute technologie se distinguent des autres PME par un plus fort recours aux brevets. Cependant, elles concèdent que les brevets ne jouent pas un rôle direct conséquent dans la croissance de l'entreprise (Holgersson, 2013). Comme les autres, elles utilisent les brevets pour communiquer sur leur capacité d'innovation auprès des clients, mais également pour obtenir du capital et valoriser l'entreprise en cas de rachat. De plus, ces dernières sont plus investies dans la culture de la PI et auraient recours aux données de brevets de manière similaire aux grandes entreprises afin d'identifier les risques possibles de violation de brevets d'autrui et contracter les licences nécessaires (Holgersson, 2013).

Dans les domaines technologiques discrets, où le régime d'appropriation devrait être considéré comme fort dans le sens où un seul brevet permet de protéger un produit, les entreprises ont tout de même recouru à des BS défensifs à grande échelle. Parmi les BS défensifs, il faut distinguer le *Preemptive Patenting* des *Patent Fences*, deux pratiques où l'entreprise dépose des brevets sans ambition d'appliquer la technologie protégée dans un de ses produits dans le but d'empêcher un autre de déposer lui-même ces brevets. Le *Preemptive Patenting* est pratiqué par la plupart des grandes entreprises. J'aborderais cette stratégie dans la partie suivante sur l'influence de la taille des déposants. Les *Patents Fences*, sont des brevets dérivés des brevets cœurs de

l'entreprise pour mieux protéger leur monopole en empêchant les concurrents d'obtenir des droits sur des variations technologiques. Ils peuvent alors être « rattachés » à un brevet protégeant un produit commercialisé dont l'entreprise veut renforcer la position sur le marché (Walsh et al., 2016b). Il s'agit d'une pratique très spécifique des domaines technologiques discrets qui nécessite de pouvoir différencier précisément les technologies protégées par deux brevets. Cette stratégie est au cœur des modèles commerciaux des entreprises pharmaceutiques qui doivent s'assurer un monopole de très longue durée pour être rentable. Les entreprises des domaines discrets sont ainsi deux fois plus motivées par les dépôts de brevets bloquant les concurrents que celles opérant dans l'outillage industriel (Giuri et al., 2007). Cet aspect managérial des pratiques de brevets étant souvent négligé, peu de travaux empiriques se sont penchés sur leur analyse. Pourtant, plusieurs études qualitatives basées sur l'expérience de professionnels de la PI témoignent de l'importance de cette pratique (Germeraad, 2011; Ove Granstrand, 1999; Teece, 1986).

Afin d'analyser ces stratégies au travers des données de brevet, et du fait de ces comportements particuliers, il est nécessaire de délimiter de manière précise les secteurs pour que les entreprises comparées soient soumises au même régime d'appropriation (Bruns & Kalthaus, 2020). Les délimitations combinent alors des mots-clés et des classes technologiques pour définir des conditions qui dressent les limites des différentes technologies formant un secteur. Pour faire des comparaisons pertinentes, il faut avant tout créer les bonnes combinaisons. C'est ce que démontre la délimitation du (WIPO, 2019) de l'intelligence artificielle qui fait plusieurs pages, et s'étend sur des combinaisons de plusieurs centaines de classes très fines et de mots-clés extrêmement précis. Les chercheurs vont alors s'appuyer sur ces rares délimitations pertinentes publiées dans des études de haute qualité. Cet exercice est particulièrement compliqué et nécessite le plus souvent de recourir à des experts du secteur pour valider la délimitation. Ainsi, en 2017, l'OCDE publia une première tentative de délimitation des brevets de l'AI (Inaba & Squicciarini, 2017). Cependant, malgré les efforts de l'institution, les résultats en termes de quantité, d'acteurs et de

contenus, n'ont pas convaincu les experts. Il a fallu trois ans supplémentaires pour que l'organisme publie une délimitation plus acceptée par la communauté (Dernis et al., 2019). Sélectionner ces classes et mots-clés requiert une connaissance poussée du secteur analysé, tant des technologies employées que des acteurs qui y opèrent. Cependant, au sein même d'une technologie, les entreprises n'adoptent pas le même comportement de brevet, et il faut maintenant se pencher sur d'autres facteurs, telle que la taille de l'entreprise.

- *Différentes tailles, différentes motivations à breveter.*

Un autre facteur déterminant des stratégies d'appropriation de brevets est la taille des entreprises, qui affecte à la fois les ressources que celles-ci peuvent investir dans les dépôts, la veille et les poursuites judiciaires, mais aussi de ce qu'elles espèrent obtenir des BS. On peut donc catégoriser les déposants en fonction de leur nombre d'employés : les inventeurs individuels, les start-ups et les PME d'un côté, et les grands groupes nationaux voire internationaux de l'autre.

Du fait du nombre restreint de personnel, en général très qualifié, qui implique un plus faible risque de fuite, les petites structures préfèrent le secret, qui est moins coûteux et pour ne pas avoir à divulguer ses technologies. À l'inverse, les grandes entreprises préfèrent éviter d'avoir recours au secret qu'il est compliqué de garder avec des milliers d'employés. Dans ce sens, les différentes observations empiriques tendent à conclure que les grandes entreprises ont une propension plus élevée à breveter (Baudry & Dumont, 2006; De Carolis, 2003), mais les petites entreprises présentent un ratio brevets par dépense en R&D supérieur (Holgersson, 2013). Une analyse plus poussée montre une courbe en U entre la taille et l'importance accordées aux méthodes de protection de la PI, formelle et informelle, avec un point de renversement atteint autour des 380 employés (Neuhäusler, 2012). Ce sont donc les entreprises de taille moyenne qui ne considèrent pas les brevets comme particulièrement importants dans leur SA, car elles ne possèdent pas les moyens d'exploiter les brevets à grandes échelles ni ne peuvent en bénéficier comme les petites. Si une partie des petites et la plupart des

grandes entreprises sont celles ayant le plus recours aux brevets, elles ne les emploient pas de la même manière (De Carolis, 2003).

Plusieurs résultats semblent démontrer que le système des brevets est plus favorable aux grandes structures qu'aux petites (Arundel et al., 1998; Lanjouw & Schankerman, 2004; Mansfield, 1986). Elles vont en effet pouvoir utiliser leurs portefeuilles afin d'influencer leur environnement, de manière offensive ou collaborative, de plusieurs façons. Ainsi, au cours des années 1990, ce sont les grandes entreprises qui ont porté la croissance des dépôts. Elles ont conduit à cette hausse en ayant recours à des stratégies nécessitant un grand nombre de brevets, comme par exemple pour bloquer le développement de places fortes technologiques par leurs concurrents (Neuhäusler, 2012). Cette stratégie est désignée par différents mots : brevets bloquants, champ de mines ou encore barrière de brevet, résumé par le concept de *Preemptive Patenting*. Elle consiste à déposer des brevets dormants qui ont pour principale mission d'empêcher d'autres d'en déposer des similaires et d'augmenter son pouvoir de négociation en cas de conflit (Ziedonis, 2004). Cette pratique est plus générale que les *Patent Fences*, car elle consiste plutôt à défendre un domaine technologique en empêchant qu'un concurrent obtienne des droits, que d'empêcher la copie d'un brevet spécifique de grande qualité. Les brevets préemptifs ne sont donc pas nécessairement rattachés à un produit particulier. Il est alors nécessaire de déposer un grand nombre de brevets pour faire face à la créativité de ses concurrents, ce qui nécessite des moyens importants. Ainsi, Giuri et al. (2007) estime que 22% des brevets des grandes entreprises sont destinés à cet usage, environ deux fois plus que pour la moyenne des autres déposants. Du fait qu'ils ne protègent pas directement un bien, ces brevets sont plus nombreux, mais de moindre qualité, ce qui est cohérent avec les observations empiriques d'une corrélation négative entre quantité et qualité des brevets (Mao, Johnston, & Yin, 2019); et que les dépôts des grandes entreprises sont en moyenne de plus basse qualité et ne protègent pas forcément un produit (Neuhäusler, 2012). À l'inverse, les grandes entreprises n'accordent des licences que sur une faible proportion de leurs brevets (3%), notamment pour éviter de voir leur technologie commercialisée

par des concurrents (Giuri et al., 2007).

Dans un second temps, les grandes entreprises peuvent employer les brevets pour optimiser les collaborations entre les acteurs au sein d'un secteur. En prenant le cas de la section aérospatiale du groupe Thalès, (Azzam et al., 2017) illustre comment une grande entreprise centrale dans son secteur harmonise sa collaboration avec ses sous-traitants au travers de son licensing. En permettant aux PME qui souscrivent des licences sur ses technologies brevetées de les exploiter de manière plus ouverte, en les exploitant pour des applications en dehors du secteur et en les laissant produire pour des concurrents de Thalès. Cet arrangement est alors bénéfique à l'ensemble des acteurs. En étendant leur clientèle, les PME réduisent leurs coûts et leur prix, profitant alors indirectement à Thales qui parvient à réduire ses coûts. De manière similaire, en laissant ses concurrents employer ses brevets librement au travers de licences FRAND³ afin de diffuser ses technologies, Tesla bénéficie d'effets de réseaux et d'échelles pour son système de voiture électrique, de batteries et de bornes de rechargement (Baudry & Dumont, 2020).

À l'inverse, les petites structures ne semblent pas capables de déployer de telles stratégies. Licht & Zoz (1998) argumente que les petites entreprises n'emploient pas les brevets dans de telles stratégies par manque de connaissances des DPI, ce qui est tout à fait plausible. Il est cependant plus pragmatique de penser qu'elles ne le font parce qu'elles ne le peuvent pas par manque de ressources, ce qui les empêche de valoriser leurs portefeuilles de brevets aussi bien que les grandes entreprises (Lanjouw & Schankerman, 2004). En effet, défendre et valoriser une invention ne se limite pas à obtenir un brevet, mais également à assurer une veille technologique et à poursuivre de potentiels contrefacteurs, ce qui représente un coût que les petites structures ne peuvent supporter (Holgersson, 2013). Par manque de moyen, elles ne peuvent pas déployer une veille technologique suffisante, déposer des brevets bloquants ou pour poursuivre les contrefacteurs. Leur rapport entre brevet et chiffre d'affaires est plus

³ Licences d'utilisation libre sous les préceptes de « fair, reasonable and non-discriminatory », où le titulaire s'engage à octroyer, à tout tiers en faisant la demande, une licence sur un ou plusieurs de ses brevets.

élevé que celui des grands groupes (Baudry & Dumont, 2006), suggérant qu'elles sont plus innovatrices, mais également un usage moindre des BS. De plus, elles ne possèdent souvent pas l'ensemble des actifs nécessaires à la production de biens exploitant les technologies qu'elles ont-elles-mêmes créés. Dans ce sens, leurs brevets leur permettent de revendre ou d'accorder des licences à de plus grandes entreprises qui se chargeront d'assumer ces différentes missions (Arora, Fosfuri, & Gambardella, 2001). Les petites entreprises dédient alors 15% de leurs brevets aux licences, soit cinq fois plus que les grandes (Giuri et al., 2007).

Du fait qu'elles s'adressent le plus souvent à un marché de niche, les PME vont adopter un comportement de dépôt de brevet différent (Hoffman, Parejo, Bessant, & Perren, 1998). Elles vont préférer une stratégie de protection des intrants de l'innovation, comme le personnel très qualifié, via la gestion des ressources humaines plutôt que par la PI (Olander, Laukkanen, Hurmelinna, & Mähönen, 2009). De plus, du fait de devoir divulguer des informations concernant un produit très spécialisé (Holgersson, 2013), la balance bénéfices-coûts du brevet décourage les petites structures d'y recourir en tant que méthode de protection et elles leur préfèrent le secret (Arundel, 2001). Les entreprises jeunes semblent être les seules à estimer que le brevet est important et à considérer le secret comme insuffisant, car leur objectif est plutôt d'envoyer un signal de leur capacité d'innovation (Neuhäusler, 2012). Les brevets de ces dernières, souvent des start-ups, sont généralement d'excellente qualité, et sont le vecteur d'un message dissuasif pour les concurrents en signalant qu'elles possèdent les droits sur des caractéristiques technologiques très spécialisées qu'ils seraient tentés d'imiter (Holgersson, 2013). En somme, le brevet des PME adresse un signal d'inventivité et de capacité (Cohen et al., 2000), que ce soit pour les concurrents (Holgersson, 2013), les clients⁴ (Holgersson, 2013) ou pour les investisseurs et autres organismes de financement (De Rassenfosse, 2012). Cet usage du brevet pour obtenir des financements apparaît comme extrêmement important pour les start-ups, car il est

⁴ Il est à noter qu'apposer la mention « breveté » sur un produit qui ne l'est pas est sévèrement puni, notamment aux Etats Unis depuis 2009.

au cœur de leur modèle commercial ou la recherche de fonds est synonyme de survie (Holgersson & Granstrand, 2021).

- *L'influence du modèle commercial de l'entreprise.*

Alors qu'elles sont de tailles similaires, une start-up et une PME n'ont pas la même activité d'innovation du fait que la start-up base son modèle commercial sur le développement d'une technologie ou d'un service extrêmement novateur. De même, une université et un groupe industriel peuvent avoir la même taille en nombre d'employés et en rayonnement, mais leur recours aux brevets est complètement différent.

Les brevets destinés à protéger un produit commercialisé diffèrent dans leur qualité et leur quantité de ceux dédiés à l'exclusion des concurrents. Si l'entreprise compte utiliser ses brevets pour porter un produit sur un marché, elle va plutôt favoriser le dépôt d'un brevet de grande qualité qu'elle utilisera pour dissuader ou attaquer les contrefacteurs. À l'inverse, les brevets déposés pour éviter d'être attaquée pour violation de droit en augmentant son pouvoir de rétribution sont généralement de plus faible qualité, mais déposés en grande quantité (Mao et al., 2019).

Il faut alors relier ce résultat à l'intensité de la R&D parmi les activités de l'entreprise, qui est déterminant dans la qualité des brevets produits. Ainsi, on observe une corrélation importante entre les investissements en R&D, et la qualité autoévaluée des brevets (Mao et al., 2019). De même, plus le nombre de chercheurs dans l'entreprise est élevé, plus le brevet sera choisi comme mode de protection (Neuhäusler, 2012). Pourtant le nombre de dépôts ne semble pas être impacté par le niveau des dépenses en R&D (De Carolis, 2003). Le facteur discriminant de la production de brevets ne semble donc pas être la quantité absolue de dépenses en R&D, mais son importance proportionnelle dans les dépenses de l'entreprise. Si la production d'invention de grande qualité est au cœur de son modèle commercial, et donc mobilise ses ressources, alors l'entreprise va déposer des brevets. Par exemple, les organismes de recherche privés, qui ne produisent pas des produits, mais des technologies qu'ils licencient ou vendent,

sont 12 fois plus motivés que les grandes entreprises pour déposer un brevet dans le but de vendre des licences (Giuri et al., 2007). Il en va de même, dans une moindre mesure (environ huit fois plus), pour les organismes de recherche publics. *In fine*, la variable qui va avoir le plus d'effets sur la quantité de dépôts est la mise en place d'un service dédié aux brevets (Neuhäusler, 2012). Ce dernier élément traduit l'importance de l'intention de l'entreprise de déposer des brevets et de les valoriser, plutôt que de l'investissement brut en R&D : ce n'est pas parce qu'une entreprise est novatrice qu'elle dépose des brevets, c'est parce qu'elle estime en avoir besoin.

Ce besoin est alors motivé par de multiples raisons, dont beaucoup n'ont que peu de rapport avec l'innovation. Par exemple, certains contrats, primes ou subventions sont conditionnés à la production d'un ou plusieurs brevets. Les entreprises considèrent les brevets déposés pour ce type de raison comme étant de moins bonne qualité que ceux déposés pour protéger un futur produit (Mao et al., 2019). Cette motivation est sporadique, la plupart des grandes entreprises orientant leurs dépôts en fonction de l'environnement concurrentiel dans lequel elles évoluent.

Sur de nouveaux marchés à progression rapide, une course aux brevets peut se déclencher permettant à l'entreprise la plus rapide et la plus efficace d'empêcher ses concurrents de rentrer sur le marché, ce qui lui permet d'obtenir une position dominante (Harris & Vickers, 1985). De même, une entreprise en position de monopole ou de leadership peut maintenir son avance en déposant des brevets de façon préventive, *i.e.* en éliminant tout potentiel concurrent en s'emparant de toutes les technologies grâce à ses ressources supérieures (Gilbert & Newberry, 1984). Pour cela, elle développera des technologies qu'elle protégera, mais n'exploitera pas, ce que l'on désigne par le *Preemptive Patenting* (voir plus haut pour une discussion). (Sternitzke, 2017) fournit alors le cas le mieux documenté, en comparant deux entreprises en duopole Gillette et Schick/Wilkinson dans le secteur des lames de rasoirs. Il décrit comment Gillette a su conserver son avance sur son concurrent en érigeant un mur de brevets « imbriqués » spécifiquement conçu pour empêcher Schick/Wilkinson d'obtenir des droits sur de nouvelles technologies. L'entreprise n'a pas déterminé sa

production de brevets en fonction de sa production technologique, mais de celle de son concurrent direct.

Ensuite, plus les entreprises sont internationales, plus elles alignent la taille de leur couverture par brevets avec leurs marchés (Neuhausler, 2012). Cependant, cet effet n'est que significatif pour des motivations de blocages du développement de ses concurrents mais pas pour la protection directe des produits. Ainsi, l'entreprise n'augmente pas uniquement ses dépôts parce que ses produits sont disponibles sur de nouveaux marchés, mais plutôt, car elle se retrouve confrontée à de nouveaux concurrents, qui représente autant de menaces contre lesquelles elle doit se protéger par plus de brevets.

Enfin, un cas particulier d'utilisation des brevets en adéquation avec le modèle commercial de l'entreprise est celui des « *Non Practicing Entities* » (NPE). Ces acteurs, très divers, sont des entités interagissant avec les brevets mais sans jamais amener d'innovations jusqu'au marché. Dans leurs cas, la valeur n'est pas dans l'invention protégée, mais dans les droits des brevets qu'ils vont revendre (comme les bureaux d'études) ou exercer (voir les *Patent Trolls* dans la partie 2.4.2 Les Patent Trolls, des prédateurs patients et opportunistes.).

Les stratégies d'appropriation de la valeur générée par le brevet ont beaucoup évolué depuis 20 ans et sont influencées par 3 grands facteurs : les ressources de l'entreprise, son domaine technologique et son modèle commercial. Par-delà des usages classiques tels que la protection et la valorisation (licences et cessions), les changements de management de la PI, décrit en détail dans le chapitre 2, conduit les entreprises à créer de nouveaux usages du brevet :

- La grande entreprise, ayant plus de moyens, fera beaucoup de dépôts. Dans une plus grande mesure dans les technologies discrètes, ses brevets lui permettront de protéger ses inventions des imitations afin d'exclure ses concurrents d'un marché (même sans volonté d'exploiter). A l'inverse les usages privilégiés dans les technologies complexes servent à garantir la liberté d'exploitation de ses produits. Ils accroîtront son pouvoir de négociation en cas d'attaque de tiers ou de participation à un pool de brevets. Ils renforceront la réputation de l'entreprise car déposer plus que ses concurrents est encore un proxy de la capacité à innover pour ses dirigeants, ses investisseurs et ses clients.
- La PME/Start-up/ETI dépose moins, faute de financement, mais la qualité moyenne de ses inventions brevetées est meilleure. Les investisseurs y étant très attentifs, les brevets leurs sont essentielles pour lever des fonds. Ils sont essentiels pour les organismes de recherche publics ou privés, qui négocient activement des licences mais n'exploitent que très rarement par la commercialisation.
- Le cas des « *patent trolls* » est particulier car ils ne font généralement pas de R&D et achètent leurs brevets à des tiers pour extorquer une partie des revenus de grandes entreprises ayant réussi la commercialisation d'un produit. Leur modèle commercial est uniquement offensif, ne passant pas par la négociation pour aller quasi exclusivement devant les tribunaux.

1.3. Les brevets comme mesure de performance des activités d'innovation.

L'idée que le nombre de dépôts de brevets, voire de brevets délivrés, soit un proxy fiable de l'innovation produite est très répandue, autant dans la littérature académique que professionnelle. Or, divers résultats empiriques ont montré que le dépôt d'un brevet ne résultait pas seulement des résultats de la R&D, mais plutôt de décisions stratégiques. Il est donc nécessaire d'analyser la qualité des brevets, par-delà leur nombre.

- *Quelle est la meilleure mesure de production de l'innovation ?*

En septembre 2019, lors de la *Summer School* de l'EPO et de l'université de Louvain, Adam Jaffe, professeur et chercheur émérite sur les problématiques d'innovation, à l'origine de nombreux travaux sur lesquels je m'appuie a introduit sa présentation par l'histoire suivante :

En pleine nuit, un homme marchant dans la rue en aperçoit un autre cherchant quelque chose par terre à la lumière d'un lampadaire :

« Bonsoir, vous semblez chercher quelque chose ? »

« Oui, j'ai fait tomber mes clés quelque part là-bas » ; lui répondit-il en désignant un bout de trottoir dans l'ombre quelques mètres plus loin.

« Mais si vous avez perdu vos clés là-bas, pourquoi les cherchez-vous ici ? »

« Parce que là-bas il fait trop noir et je n'y vois rien ! »

Afin d'étudier l'innovation à grande échelle, les praticiens et les chercheurs se tournent naturellement vers les brevets, qui, s'ils ne reflètent pas de manière parfaite l'innovation réelle, demeurent la meilleure source d'informations multidimensionnelles disponibles : techniques (classes, citations, description...), historiques (premiers dépôts, date de délivrance, premier jour de validité...), géographiques (pays protégés, résidence du

déposant...) ou encore sur les déposants, inventeurs. Cette diversité d'informations en fait un outil aussi précieux pour les praticiens que les chercheurs qui les utilise couramment comme valeur discriminante dans leur modèle (Ernst & Spengel, 2012).

Le comptage des brevets constitue une métrique simple pour comparer les performances technologiques des entreprises, des universités (Foltz, Barham, & Kim, 2000) ou des états (Dang & Motohashi, 2015). Il permet également de comparer l'efficacité des différentes méthodes de management des connaissances, c'est-à-dire la création, la diffusion et l'exploitation de connaissances (Fakhar Manesh, Pellegrini, Marzi, & Dabic, 2021). De même, les entreprises peuvent choisir de développer leurs bases de connaissance technologiques au travers de collaborations ouvertes ou en ayant recours au marché secondaire des technologies, ce qui va *in fine* influencer leur production d'innovation (Miozzo, Desyllas, Lee, & Miles, 2016).

Une des raisons pour lesquelles les brevets sont autant utilisés, est qu'il n'existe pas de mesure alternative de l'innovation présentant une portée et une richesse aussi importante que les données de brevets. Les données sur les brevets sont publiques et gratuites, ce qui augmente la portée des analyses (Sullivan, 1994). Les données concernant 140 millions de brevets sont disponibles sous format numérique, certains ayant plus de 2 siècles, et cela pour une fraction des coûts induits par une enquête auprès d'inventeurs. Les données sont disponibles pour tous les pays disposant d'un système de brevet, et ce, pour tous les types de technologies. L'analyse des données de brevets se retrouve donc partout dans la littérature sur le management de l'innovation empirique. En effet, la grande majorité des études sur le secret industriel demeure conceptuelle, et les applications empiriques sont très rares (Holgerson & Santen, 2018). Par ailleurs, les brevets intègrent la capacité de l'entreprise à transformer des ressources en innovation. Les dépenses de R&D sont une mesure d'entrée de ressources, ce qui en fait un indicateur biaisé des capacités d'innovation qui devrait plutôt être estimé par des mesures de résultats (Neuhäusler, Frietsch, Schubert, & Blind, 2011). Ainsi, à budget égal, deux entreprises officiant dans le même domaine ne

produisent pas la même innovation, ce qui induit un processus variant d'une organisation à l'autre. Dans la recherche en management, où l'entreprise n'est pas considérée comme une boîte noire, il est crucial que la valeur dépendante des modèles prenne en compte cette capacité à transformer les ressources investies en innovation pour pouvoir comparer l'efficacité des diverses pratiques.

Il faut alors discuter du choix entre brevets déposés et brevets délivrés pour analyser et comparer les portefeuilles des entreprises. Dans le cadre de la mesure des capacités d'innovation des entreprises, prendre les brevets délivrés me paraît être la meilleure solution. En effet, une entreprise peut déposer un brevet sur n'importe quelle technologie, mais l'obtenir nécessite que cette dernière réponde aux critères de brevetabilité et notamment de nouveauté. À l'inverse, étudier les intentions stratégiques nécessitent de prendre en compte l'ensemble des demandes. Du fait de leurs coûts conséquents, ce sont les demandes qui vont refléter les intentions et aspiration des entreprises, indépendamment de leur capacité à les obtenir.

Plusieurs reproches peuvent être faits aux brevets en tant que mesure de l'innovation. Tout d'abord, un brevet ne représente qu'une estimation de l'innovation, car il ne mesure que les inventions (Coombs, Narandren, & Richards, 1996). Ensuite, parmi les inventions, toutes ne sont pas brevetées et de ce fait, ces données ne permettent que de capter ce que les entreprises jugent pertinent de breveter. Ainsi, si près de 80% des entreprises jugent que les méthodes de protection informelles, comme le secret, sont importantes, ce chiffre tombe à 48% pour les méthodes formelles comme le brevet (Neuhäusler, 2012). Ainsi, dans les secteurs où les brevets sont mal considérés, jusqu'à 60% des inventions ne sont pas brevetées (Mansfield, 1986). En fonction du secteur et du modèle commercial, certaines entreprises leur préfèrent d'autres stratégies de protection telles que des accords de confidentialité, l'open source, la rapidité de commercialisation et surtout le secret industriel (Pavitt, 1988). Ainsi, le brevet n'est qu'une image partielle de l'innovation produite. Ensuite, l'innovation observée à travers la lentille des brevets peut être considérée comme altérée du fait que les systèmes de

brevets diffèrent d'une période et d'une zone géographique à l'autre (Holgersson & Wallin, 2017). Les législations relatives aux droits des brevets évoluent avec le développement du commerce international et des technologies, mais dépendent également des spécificités régionales. Si l'on ne peut présenter de solution simple pour observer ce que les entreprises désirent garder caché, il est tout à fait possible de compenser les différents biais par l'application de méthodologies adaptées (Ernst & Omland, 2011). Ainsi, si le nombre de brevets demeure une métrique très employée, la méthode présente de fortes disparités en fonction de la méthodologie appliquée (Bruns & Kalthaus, 2020).

- *Dépasser la quantité de brevets pour prendre en compte la qualité.*

Cependant, la limite la plus importante des brevets est l'hétérogénéité de leur qualité, avec une minorité de brevets étant considérés comme de bonne qualité, tant sur le plan économique que technologique. Ce biais extrêmement fort est une source de débat depuis les travaux séminaux de Griliches (1990) et a fait l'objet d'observations empiriques multiples (Dumont, 2015; Hall, Jaffe, & Trajtenberg, 2005; Squicciarini et al., 2013). En conséquence, les brevets comme métrique des capacités d'innovations des entreprises sont discutés dans la littérature avec des résultats empiriques variables. En effet, si différentes études établissent un lien positif entre nombre de brevets et performances (Hagedoorn & Cloudt, 2003; Tsai, 2010), d'autres ne trouvent pas d'influence significative (Neuhäusler et al., 2011), voire même concluent à une relation négative (Artz, Norman, Hatfield, & Cardinal, 2010). Ainsi Baudry & Dumont (2006) ne concluent pas sur l'existence d'un lien stable entre le niveau de R&D et la quantité de famille triadique⁵ et concluent à d'importantes différences de rendements brevet par R&D entre les secteurs et les zones géographiques. Pour dépasser ces interrogations, il est impératif de prendre en compte la qualité des brevets. En effet, comparé aux comptages simples des brevets, prendre en compte la qualité produit des corrélations

⁵ Familles de brevets déposées dans les trois offices considérés comme les plus importants : USPTO, EPO et JPO. Ces familles sont estimées comme ayant le plus de valeur.

plus fortes entre brevets et performances (Trajtenberg, 1990), mais aussi plus robustes (Hall et al., 2005; Moser, Ohmstedt, & Rhode, 2018).

Il est alors nécessaire de définir ce que l'on entend par qualité des brevets. En effet, depuis plus de 60 ans, les chercheurs employant les très grandes quantités de données issues des bases de données de brevets ont cherché à estimer leur qualité individuelle, au travers d'indicateurs bibliométriques ou technométriques. Plusieurs dizaines d'indicateurs ont été définis, notamment basés sur les classifications technologiques, les citations entre les brevets ou la littérature scientifique, les renouvellements des brevets, leur extension dans divers pays, les revendications, les données temporelles ... Ces indicateurs, développés individuellement pour répondre aux besoins spécifiques d'une question de recherche, ne répondent pas à une définition unifiée de la qualité des brevets. Ces mesures portent sur des aspects technologiques, légaux ou économiques, voire plusieurs à la fois. Les résultats empiriques récents de Higham et al., (2021) démontrent que les indicateurs, une fois regroupés par méthodologie (ex ante et ex post) et par aspect mesuré (impact, valeur ou nouveauté), ne montrent que de faibles corrélations inter et même intragroupe. Ces conclusions soulignent la nécessité de distinguer les différents aspects de la qualité des brevets, notamment au travers d'une définition claire, mais aussi d'une identification des indicateurs et méthodes de calcul les plus efficaces en fonction de la problématique étudiée.

- *La nécessité de la mesure de la qualité des brevets.*

Mesurer de manière plus fiable la qualité des brevets constitue un enjeu majeur. En management de l'innovation, elle permettrait de mieux comparer les performances des différentes pratiques et de mieux identifier les plus efficaces. En économie, elle deviendrait une variable dépendante des modèles visant à estimer plus efficacement l'efficacité de politiques d'accélération de l'innovation. Enfin, pour le secteur privé, industriels et investisseurs, la mesure de la qualité est essentielle pour mieux manager/aligner les portefeuilles de brevets, mieux évaluer le potentiel innovant des entreprises et prendre les bonnes décisions stratégiques. Disposer d'outils de mesure

solides, dont la méthodologie serait utilisée à l'échelle mondiale, permettrait enfin aux opérateurs de mieux se comparer ou d'être mieux comparés par les investisseurs. C'est un besoin récurrent exprimé par toutes les entreprises innovantes.

Mesurer la qualité des brevets est également essentiel pour accélérer le développement du marché secondaire des brevets. Accroître l'innovation ouverte en diffusant mieux technologies et idées est une constituante essentielle de l'économie de la connaissance. Aujourd'hui, les échanges se limitent encore à des transactions privées ou à des enchères, dont la portée demeure limitée. En France, le rapport du conseil d'analyse économique soulignait déjà ce problème en décrivant les structures existantes comme insuffisantes vis-à-vis des enjeux actuels et plus « *adaptées à la période des Trentes Glorieuses* » (Guellec, Madiès, & Prager, 2010). Par la force des choses, les échanges sont organisés et concentrés autour d'intermédiaires palliant l'inefficacité de ce marché, mais responsables de coûts de transactions élevés (Yanagisawa & Guellec, 2009). Le marché secondaire des brevets est considéré comme l'un des marchés d'actifs les moins fluides. Cela s'explique en grande partie par un manque de mesures objectives de la qualité des brevets à l'origine d'une asymétrie d'information (Hagi & Yoffie, 2011). L'acheteur est pénalisé par le manque d'outil lui permettant d'identifier les brevets pertinents, d'en mesurer la qualité et de leur donner une valeur. Ce manque d'information l'oblige à ne s'intéresser qu'à une fraction des brevets disponibles, ceux présentés sur des plateformes de revente par exemple, sans pouvoir sélectionner les plus qualitatifs à grande échelle.

Vendeurs et acheteurs n'ont jamais la même vision de la qualité d'un brevet et de sa valeur car ces ventes s'inscrivent toutes dans un contexte unique. Si le vendeur considère que son brevet est vraiment utile au développement d'un produit, il en demandera un prix élevé. À l'inverse, si l'acheteur ne compte acheter ce brevet que pour un usage défensif (pour le mettre dans un pool constitué de plusieurs dizaines ou centaines de brevets, par exemple), il proposera un prix très inférieur à celui attendu par le vendeur. De même, la valeur d'un brevet est dépendante de sa complémentarité

avec le portefeuille et les autres actifs de PI de l'entreprise. Les professionnels estiment qu'une certaine de facteurs peuvent rentrer en compte lors de la détermination du prix. Même une longue et coûteuse analyse par des experts, autant technologiques que légaux, ne garantira pas une évaluation fiable de la valeur d'un portefeuille de brevets. Encadrer la définition et les méthodes de mesure de la qualité des brevets, prenant en compte les complexités engendrées par le management stratégique de la PI, devrait permettre de fluidifier et d'accroître un tel marché (Guellec et al., 2010).

Chapitre 2. L'écosystème brevet, un environnement en véritable évolution depuis les années 1980.

C'est un constat sans appel, les dépôts de brevets dans le monde ont progressé de manière exponentielle au cours des 40 dernières années. Si les changements les plus spectaculaires s'observent principalement dans les pays asiatiques, l'impact sur les offices a été global (Figure 4). Ce phénomène sera par la suite désigné comme « l'explosion des brevets » (Hall, 2004).

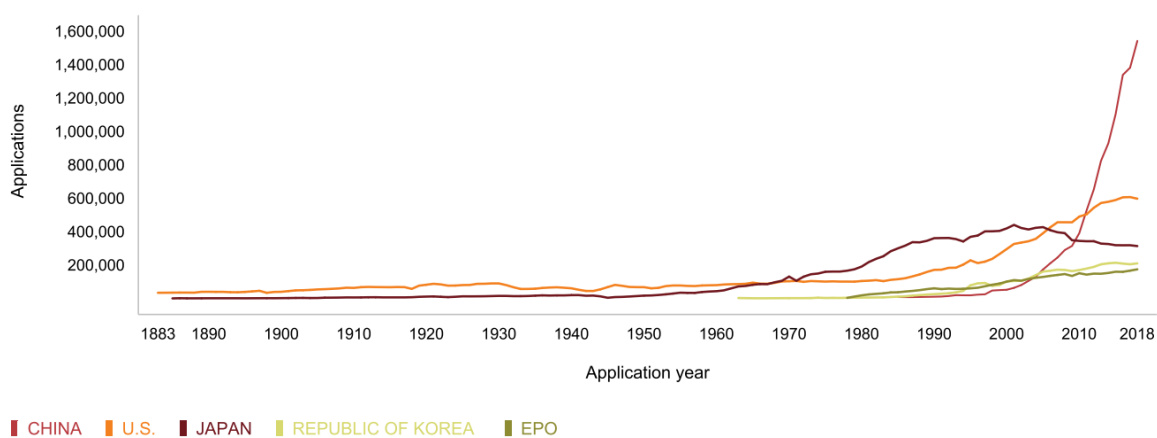


Figure 4 Evolution des dépôts dans les 5 plus importants offices de 1983 à 2019 (WIPO, 2019)

En 1999, (Kortum & Lerner, 1999) échouent à expliquer cette augmentation brutale par une hausse de la fertilité des activités de R&D des entreprises qui aurait conduit à une multiplication des inventions. Selon leurs conclusions, c'est une évolution du management des brevets qui est à l'origine de ce phénomène. Cette évolution du management des brevets s'articule autour de plusieurs phénomènes de différentes origines ayant pour point commun d'impacter le comportement des déposants. En effet, de nombreuses études académiques et retours d'expérience des professionnels de la PI témoignent d'un changement radical dans les pratiques de brevetages des entreprises. Des changements impulsés par une prise de conscience générale de l'intérêt stratégique des brevets, que ce soit par les décideurs politiques, les entreprises de la plus petite à

la plus grande ou même les universitaires. Agissant par mimétisme, tous se sont adaptés aux comportements changeant des uns et des autres, faisant entrer l'utilisation des brevets dans un nouveau paradigme marqué par l'émergence de nouveaux acteurs, règles et stratégies. Dans ce chapitre, je reviendrais sur les origines et conséquences du bouleversement de l'écosystème des brevets des années 1980 à nos jours.

2.1. Les effets macro-économiques des politiques d'innovations sur les pratiques de brevetages.

2.1.1. L'éveil du géant Chinois.

Un premier facteur de la hausse globale du nombre de brevets est la croissance exponentielle des dépôts à l'office chinois. Si l'ensemble des offices majeurs (mis à part le Japon) ont vu les dépôts croître de manière forte et continue depuis le milieu des années 1970, la Chine n'a observé ses dépôts exploser qu'au début des années 2000 (Figure 1). La croissance est si forte que le nombre de brevets déposés à l'office chinois dépassera ceux d'Europe et de Corée du sud en 2005, du Japon en 2009 et des États-Unis dès 2011. En 2019, le nombre de dépôts chinois a atteint un pic historique de 3 345 000 familles (sources Patstat). Par la suite, la Chine deviendra le premier déposant de brevets internationaux via la procédure PCT au WIPO en 2019. Il faut prendre en compte deux phénomènes distincts : celui de la hausse des dépôts de brevets internationaux par des déposants chinois, et la hausse sur le territoire chinois des dépôts fait auprès du China National Intellectual Property Administration (CNIPA).

Pour les dépôts internationaux, il faut considérer cette période comme celle du rattrapage économique d'un pays qui cherche à remonter la chaîne de valeur, concevant désormais ses propres technologies et produits plutôt que de rester une immense chaîne d'assemblage, et qui a par conséquent besoin de protéger ses inventions sur d'autres marchés. Cette croissance des dépôts internationaux chinois est, en effet, portée par les grands groupes, notamment électroniques, comme Huawei, premier dépo-

sant mondial via la procédure PCT en 2019 (4 411 familles) ou Guang Dong Oppo Mobile Telecommunications (4^e avec 1927 familles). Parmi les dix plus importants déposants PCT, quatre sont désormais chinois. Ces brevets internationaux permettent d'améliorer l'image d'innovateur des entreprises chinoises et de faciliter la coopération vis-à-vis des partenaires étrangers, notamment par des licences (Wunsch-Vincent, Kashcheeva, & Zhou, 2015). Cependant, il ne faut pas assumer naïvement que ces brevets sont simplement le fruit de l'accélération de l'innovation des entreprises chinoises. N'importe quel brevet peut être déposé selon la procédure PCT. Cette hausse reflète donc certes une hausse de l'investissement chinois dans la R&D, mais surtout dans les systèmes de protection de la PI afin de s'imposer sur le devant de la scène mondiale de l'innovation.

D'autres facteurs que l'accélération de l'innovation chinoise expliquent la croissance explosive des dépôts chinois sur le territoire national (Hu & Jefferson, 2009); ce qui est démontré notamment par la décorrélation croissante entre le nombre de brevets, les dépenses R&D et la productivité du travail (Hu, Zhang, & Zhao, 2017). Le recours à des méthodes de protection de la PI s'explique par l'intégration du marché domestique chinois dans l'économie internationale, ce qui se traduit par l'arrivée d'investisseurs étrangers, sensible aux brevets (Hu & Jefferson, 2009), mais aussi de nouveaux concurrents. Conscient de la capacité des entreprises chinoises à concevoir rapidement des contrefaçons, les entreprises étrangères ont tenté de se protéger en déposant un très grand nombre de brevets chinois avant de commercialiser leurs produits, un phénomène qui à lui seul expliquerait 36% de la croissance annuelle des dépôts à l'office chinois (Hu, 2010). Face à ces envahisseurs économiques, la réaction chinoise fut d'ériger une « grande muraille » de PI constitués de millions de brevets, au travers de la politique de soutien au brevet mise en place par le gouvernement. D'abord, par un renforcement de la loi en faveur des détenteurs de brevets et d'une réforme sur l'assignation des droits de PI (Hu & Jefferson, 2009). Mais aussi, de manière plus directe, par un programme de subvention au brevet qui aurait augmenté les dépôts de 30% (Dang & Motohashi, 2015). La croissance des dépôts fut d'autant plus

brutale qu'une proportion très importante des brevets déposés par des entreprises chinoises le sont de la part de firmes qui n'avaient précédemment jamais, ou très rarement, eu besoin de recourir aux brevets (Hu et al., 2017). Cependant, au début du programme d'incitations du gouvernement chinois, ces brevets ne couvrant que le territoire chinois, et parfois un second pays limitrophe, ont souvent été pointés du doigt pour leur faible qualité qui n'atteindrait qu'un tiers du benchmark international (Boeing & Mueller, 2019; Fisch, Sandner, & Regner, 2017). Au final, cette avalanche de brevets avait surtout pour objectif de permettre aux entreprises chinoises de grimper dans les classements de capacité d'innovation.

2.1.2. Les incitations pécuniaires à breveter.

La Chine n'est pas la seule à avoir compris l'intérêt stratégique des brevets et à avoir pris des mesures en conséquence. De nombreux pays ont également mis en place des programmes de subvention à la R&D, ainsi que des incitations fiscales à breveter, avec deux objectifs : augmenter les dépôts et les domicilier sur le territoire afin de maximiser les retombées économiques futures.

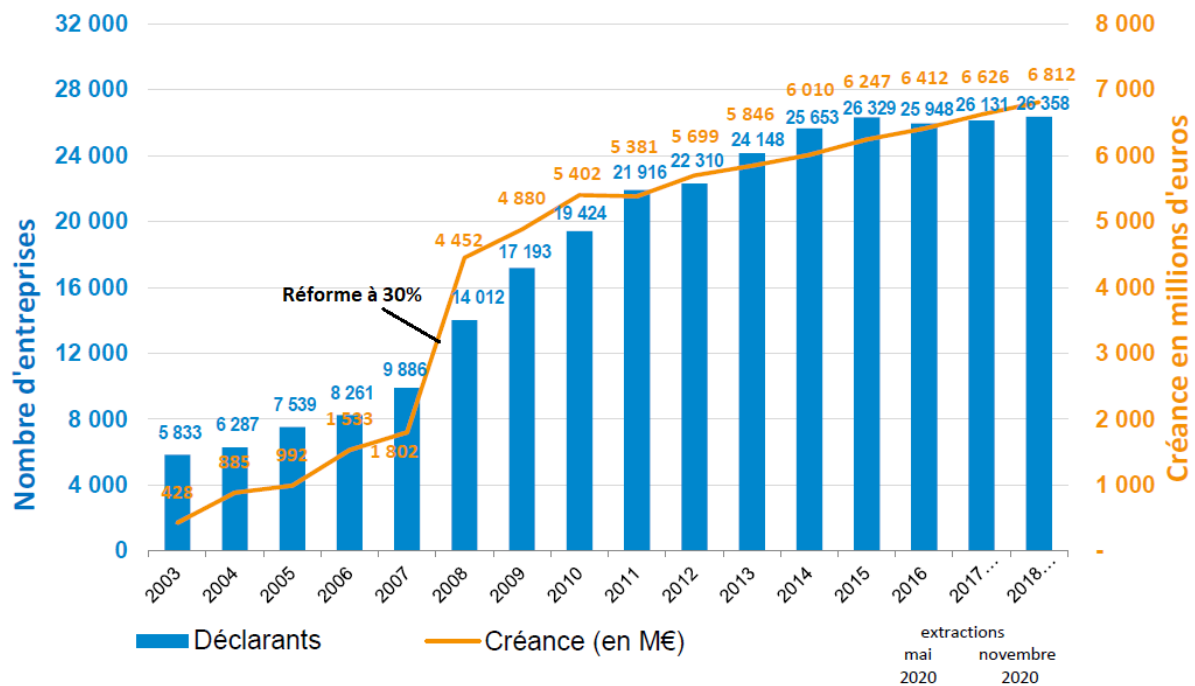
En 1980, la plupart des économies développées avaient déjà adopté des politiques de soutien à l'innovation qui se traduisaient par des investissements publics en R&D, notamment dans la recherche fondamentale. Des politiques qui apparaissent efficaces dans leur globalité, notamment pour accélérer l'innovation et garantir la croissance de la productivité marginale des acteurs (Westmore, 2013). Les décideurs politiques observent alors les liens empiriques entre dépenses de R&D, brevets et croissance, malgré des différences profondes d'un pays à l'autre. Ainsi, l'Europe qui affichait un déficit de 120 milliards de dépenses annuel en R&D vis-à-vis des États-Unis en 2007, a intensifié ses investissements en fixant un objectif pour la part des dépenses de R&D de passer de 1.9% à 3% du PIB pour 2010 (Czarnitzki, Ebersberger, & Fier, 2007). Les effets sur les dépôts de brevets ont fortement varié entre les différents pays de l'Union, notamment en fonction des régimes précédents de financements de la R&D. Ainsi, en Allemagne, où une grande partie des financements sont d'origine privée, les politiques ont eu peu

d'impact. À l'inverse, en Finlande, où les financements publics ont une plus grande importance, les nouveaux financements publics ont significativement contribué à la hausse des dépôts. Ces différentes subventions à l'investissement en R&D se sont révélées efficaces, car elles ont notamment ciblé les petites entreprises qui déposaient le moins (Bronzini & Piselli, 2014; Cohen & Klepper, 1996).

Cependant, les mesures aux effets les plus conséquents sur les dépôts sont les réductions d'impôts sur les bénéfices générés par des inventions brevetées. On qualifie ces incitations de *Patent Boxes*, en référence à la case à cocher lors de la déclaration de revenus remplis par les entreprises. La première « Patent Box » date de 1973, en Irlande. Elle diminuait le taux d'imposition de 12,5 % à 6,25 % sur les revenus liés à l'exploitation d'une invention brevetée, et même d'exonérait d'impôt les revenus de licences tirés de ce brevet. La mesure fut qualifiée de dumping fiscal afin d'attirer les entreprises d'électronique, ce dont l'Irlande sera accusée à de nombreuses reprises dans d'autres domaines par la suite, notamment par la France, qui adopta pourtant des mesures similaires peu après. Ainsi dès 1979, la France mis en place une réduction de l'imposition de 33 % à 15 %, et des déductions fiscales allant jusqu'à 33,33 % pour les licences. Des mesures similaires se sont alors multipliées en Europe au fil des années : Hongrie (2003), Pays-Bas (2007), Belgique (2007), Luxembourg (2008), Espagne (2008), Royaume-Uni (2013) et Chypre (2016). Les mesures varient en termes de taux et de conditions d'applications, mais demeurent similaires dans le principe, avec des exonérations, des taux d'imposition réduits et des déductions d'impôts. En France, l'article « 39 ter decies » permettait aux entreprises de bénéficier d'une importante réduction d'impôts en reliant leurs brevets aux produits commercialisés. Si aucun brevet ne protégeait le produit, il s'agissait d'une forte incitation à en déposer un, d'autant plus que le dépôt français est peu coûteux. Même avec peu de chance d'être délivrés, ces demandes, déposées pour des raisons fiscales, permettaient de bénéficier d'une réduction d'impôt, jusqu'à la publication du refus par l'office des brevets. Si cet avantage a récemment été supprimé en France, il demeure d'autres incitations favorables aux brevets, comme le crédit impôts recherche (CIR). Les frais de dépôt, de maintenance et de

défense, ainsi que les dotations aux amortissements de rachat de brevets sont alors pris en compte et déduits partiellement des impôts. Le CIR prend alors une importance croissante pour les entreprises, d'autant plus que le taux déductible a augmenté (Figure 4).

Figure 4 Coûts pour l'Etat et recours par les entreprises au CIR (CNEPI, 2021)



En Europe, les mesures fiscales ont favorisé de manière importante les dépôts, mais avec une grande disparité. Par exemple, le programme Norvégien SkatteFUNN a eu un impact limité, car il s'adressait essentiellement à des entreprises de taille réduite peu sensibles aux réductions d'impôts sur les bénéfices, car leur activité est encore limitée (Cappelen, Raknerud, & Rybalka, 2012). Ce constat se retrouve dans le reste de l'Europe, où les effets des incitations fiscales sont 189% plus importants pour les entreprises de 5000 employés et plus, et 120% de plus si leurs inventions sont conçues lors de coopération internationale (Ernst & Spengel, 2012).

Une autre source de croissance des dépôts est la hausse des dépôts universitaires portant sur leurs inventions. Aux États-Unis, le Bay-Dole Act de 1980, puis l'America Invents Act en 2011, sont venus renforcer les droits de PI des universités sur les inventions

résultant de projets de recherche financés par le gouvernement. Y voyant une nouvelle source de revenus, les universités américaines sont devenues des déposants très importants (Mowery, Nelson, Sampat, & Ziedonis, 2001). Ainsi, dans le domaine biomédical, la part des dépôts d'universités est passée de 30% en 1980 à près de 60% en 2006 (Rai & Sampat, 2012). En Europe, des initiatives similaires ont conduit à une forte augmentation dans les années 1990 dues à un effet de rattrapage, mais la croissance des dépôts a fortement ralenti dans les années 2000 (Geuna & Rossi, 2011). Afin d'accélérer le processus de valorisation des applications de recherches universitaires, notamment par le biais de dépôt de brevet, les états ont créé des organismes de transfert de technologies université-industrie tels que les « university technology transfer offices » aux États-Unis ou les « sociétés d'accélération du transfert de technologies » en France. Ces organismes accompagnent la transition des pratiques de PI des universités et contribuent à l'amplitude des effets des nouvelles réglementations. Pour les universitaires, breveter est devenu un enjeu de long terme, décisif pour leur carrière. Leur objectif est d'améliorer leur réputation au travers d'activités commerciales, qui pourront leur servir à obtenir des promotions au sein des universités ou plus de collaborations futures avec des industriels (Göktepe-Hulten & Mahagaonkar, 2010).

Enfin, les états ne sont pas les seuls à avoir mis en place des programmes qui ont eu pour conséquence d'inciter à breveter. Si les brevets sont considérés comme des actifs immatériels stratégiques de grande importance, les inventeurs à l'origine des brevets sont devenus tout aussi indispensables, ce qui a modifié les rapports de force sur le marché du travail des ingénieurs-inventeurs. Les entreprises se faisant concurrence entre elles pour attirer les ingénieurs en leur proposant des rémunérations attractives, les dépenses en personnel qualifié ont gonflé pour atteindre 70 % des dépenses de R&D (Harhoff, Scherer, & Vopel, 2003). C'est au cours de la période entre le dépôt et le lancement du produit que l'ingénieur-inventeur a la plus grande capacité de négociation avec son entreprise et le plus de valeur pour les concurrentes, car c'est à ce moment que l'entreprise déposante est la plus vulnérable. Tout d'abord, il devient

l'expert clé de l'entreprise sur la technologie, qui va porter le développement des différentes applications et potentielles améliorations. Mais son avantage principal reste sa possibilité de se faire recruter par un concurrent. Il s'agit d'un risque conséquent pour l'entreprise de voir partir des connaissances et le savoir-faire qui lui garantissait une avance dans la conquête du marché du futur produit. Le concurrent va pouvoir rapidement acquérir des connaissances sur la technologie, concevoir une imitation et déposer un brevet contraignant qui l'empêchera l'entreprise d'origine de faire pleinement fructifier ses investissements en R&D (Bloom, Romer, Terry, & Reenen, 2013). La compétition est parfois tellement forte que les entreprises peuvent passer des accords tacites où elles acceptent de ne pas essayer de recruter les ingénieurs des autres, comme l'ont fait Adobe Systems, Apple, Google, Intel Corporation, Intuit, et Pixar en 2009, malgré un risque conséquent de violer la législation sur la concurrence (D'Andria, 2016). Pour inciter les inventeurs à rester, les entreprises ont lié leur rémunération aux dépôts des brevets et ceux dès le début des années 2000, selon Gary Hoshizaki, directeur de la stratégie PI de Motorola à l'époque⁶.

D'Andria (2016) dresse une revue de la littérature sur les différentes incitations financières à breveter mises en place par les entreprises. Elles varient selon la législation, les us et coutumes nationaux et les entreprises, mais convergent en termes d'objectifs. Le contrat d'embauche stipule généralement que l'inventeur cédera ses inventions à son employeur en échange d'une compensation financière juste et proportionnelle à son impact sur le marché. Ces clauses sont décidées dès la signature du contrat d'embauche, afin d'éviter des situations où l'inventeur se sent injustement traité. Il s'agit de bonus et/ou d'une hausse de salaire lors du dépôt, de la délivrance ou de la commercialisation d'un produit couvert par le brevet. Aux États-Unis, les bonus se donnent régulièrement sous forme d'actions afin d'augmenter la prise d'intérêt à long terme de l'inventeur dans l'entreprise. L'inventeur qui estime ne pas recevoir une rémunération adaptée n'hésite généralement pas à recourir au tribunal. Ce fut le cas dans le plus

⁶ A Pat(ent) on the Back - Use cash to reward employees whose works lead to patent, By Betty Sosnin March 1, 2000, SHRM, <https://www.shrm.org/hr-today/news/hr-magazine/Pages/0300sosnin.aspx>

grand procès français, qui opposa L'Oréal à Jean-Louis Guéret, inventeur star qui déposa plus de 300 brevets de brosse à mascara. Ce dernier a obtenu d'importants dommages, car il avait permis à L'Oréal de s'accaparer une très grande part de marché durant plusieurs années.

Les sommes varient fortement d'une entreprise à l'autre, mais sont de l'ordre de 500\$ pour une divulgation d'invention, 1000\$ pour le dépôt, puis entre 1000\$ et 5000\$ en fonction du résultat de l'examen⁷. Par rapport à d'autres sources de motivations, comme la menace de licenciement qui sape les encouragements à innover, ces incitations financières qui combinent la tolérance à l'échec précoce et récompense du succès à long terme ont démontré de bien meilleurs résultats. Au cours d'une expérience en laboratoire, les sujets bénéficiant d'incitations financières explorent davantage et sont plus susceptibles de découvrir de nouvelles inventions que ceux ayant une rémunération fixe plus élevée (Ederer & Manso, 2011). Motiver les ingénieurs à déposer des brevets de cette manière est d'autant plus intéressant pour les entreprises qu'elle permet de les sensibiliser à la PI et de les inciter à rédiger de la documentation technique, une tâche souvent négligée. Encouragés par le management, les ingénieurs ont radicalement augmenté leurs dépôts, ceux-ci devenant d'ailleurs des éléments très bien perçus par les recruteurs comme signe de créativité, de capacité technique et de persévérance, car le processus de rédaction est long et exigeant². Avec une rémunération appuyée sur les dépôts, certains ingénieurs se sont spécialisés dans le dépôt de brevets, chaque nouveau brevet leur permettant de négocier un salaire, des bonus et des intéressements plus importants.

⁷ Patent Reward Systems – It's Not About The Money, Russ Krajec, Patent Attorney, <https://krajec.com/patent-reward-systems-its-not-about-the-money/>

2.2. Les brevets comme nouvelle opportunité de revenus.

2.2.1. Le coup de semonce : « A Rembrandt in the attic ».

*"[...] this part is business not law. The law part is easy."*⁸

En 2000, sort le livre de Kevin Rivette et David Kline qui sera un véritable électrochoc pour les managers et PDG d'entreprise de grandes tailles, qui en plein éclatement de la bulle internet sont à la recherche de nouvelles sources de revenus. Le principal argumentaire du livre défend que les entreprises n'utilisent pas pleinement le potentiel économique de leur propriété intellectuelle, qui pourrait notamment générer des revenus par l'utilisation de leurs droits liés à leurs brevets ou par l'octroi de licences. La raison de la sous-exploitation de la PI défendue dans le livre ? Depuis trop longtemps, les managers ont considéré la PI comme une fonction exclusivement légale, qui ne devrait intéresser que des avocats et des juristes. Ainsi, les brevets ne seraient que des moyens de défense contre la copie illégale ou les contrefaçons, et trop rarement considérés comme des « armes stratégiques dans la compétition commerciale »⁹. Comment les auteurs ont-ils convaincu les managers ? Des exemples et des chiffres. D'abord, des exemples concrets d'opportunités manquées par des grandes entreprises, le plus criant étant celui de Xerox. Cette dernière a manqué l'opportunité de breveter une des technologies électroniques les plus importantes à l'aube de la révolution informatique : le « *graphical user interface* », c'est-à-dire la souris et les icônes, toujours utilisés de nos jours par Apple et Windows. Ensuite, des chiffres plus que conséquents, comme le milliard de dollars de bénéfice annuel généré par les licences de brevet d'IBM, le total, toute entreprises confondues, des bénéfices liés aux licences ayant lui augmenté de 700 % entre 1990 et 1998, pour atteindre 100 milliards de dollars. Les chiffres soulèvent d'autant plus l'intérêt des managers lorsque les auteurs concluent que ce marché des licences n'en est qu'à ses débuts, estimant que les entreprises « s'asseyaient » sur 1000 milliards de dollars de valeur inexploitée. C'est sur ce constat que

⁸ Kevin Rivette: "What people still get wrong about Rembrandts in the Attic", 27 Mai 2019, IAM.

⁹ Kevin Rivette et David Kline, HBS press interview, 21 Décembre 1999

de plus en plus de managers ont décidé de s'emparer de la question de la PI, et plus particulièrement des brevets. Dorénavant, le management des brevets sera stratégique, c'est le début de la création d'un marché des brevets et du « *patent analytics* » à grande échelle.

2.2.2. *Une course aux brevets motivée par l'appât du gain et l'effet d'entraînement.*

Il existe d'autres exemples de management efficace de la PI, tels que ceux décrits par (Chien, 2010) dans son livre portant sur les différents acteurs et leurs comportements au sein de ce qu'il définit comme « *The complex patent ecosystem* ». Ainsi, au milieu des années 1980, Texas Instrument (TI), la firme de composants électroniques qui était alors au bord de la faillite, a décidé d'appliquer une nouvelle approche de la PI en exerçant ses droits de brevets sur ses concurrents à l'étranger. Dans un premier temps, l'entreprise a mené une série de poursuites très agressives pour la violation de ces brevets, afin de rendre la menace crédible auprès de ses concurrents et partenaires. Puis rapidement, elle a fait évoluer sa stratégie pour mettre en place un programme systématique de licences non-exclusives. Observant une très forte efficacité de la méthode, l'entreprise l'a ensuite appliquée pour son marché domestique. Pour cela l'entreprise a déposé 3537 brevets entre 1986 et 1995, ce qui a plus que doublé la taille de son portefeuille. En générant en 15 ans des revenus de 4 milliards de dollars, TI avait plus que rempli ses objectifs de valorisation de sa PI. Ce changement est l'une des inspirations de la méthode de management de la PI utilisée ensuite par IBM.

Si l'exemple au cœur du livre « *A Rembrandt in the attic* » est celui d'IBM, c'est, qu'au-delà de bénéfices extravagants, les pratiques de l'entreprise sont extrêmement pertinentes pour la communauté des managers, des investisseurs et dirigeants de grandes entreprises pour une raison très précise. Contrairement aux autres entreprises productrices de logiciels qui n'avaient pas de culture du brevet, IBM possédait le quart des brevets de logiciel déposés à l'USPTO entre 1978 et 1988. Depuis 1993, IBM est le pre-

mier déposant américain. Lassés de payer des licences à IBM au prix fort, les concurrents se sont aussi mis à breveter. La course était lancée. Il était devenu plus important pour les entreprises de posséder des brevets que d'investir en R&D, le nombre de brevets par dollars investi en R&D ayant doublé entre 1985 et 1995, et la part des brevets électroniques à l'USPTO ayant été multiplié par 7.

Si les exemples d'IBM, et de TI dans une moindre mesure, ont eu autant d'impact, c'est parce que les brevets sont des paris sur l'avenir. Telle invention vaudra-t-elle un jour quelque chose ? Combien faut-il de brevets pour faire fructifier mes investissements R&D ? Suis-je suffisamment protégé ? Comme sur les marchés financiers, face au doute et au manque d'information, les entreprises choisissent de mimer le comportement des vainqueurs. Les dirigeants d'entreprises ont alors exigé d'avoir des portefeuilles de brevets aussi larges que celui de leurs concurrents majeurs. Étant donné la quantité de brevets désormais en circulation, toutes les entreprises savaient que le coût dû à l'inexactitude de l'évaluation par la quantité était bien moins élevé que celui d'une évaluation approfondie des différents brevets engagés dans la négociation de chaque licence. Sans prendre en compte la qualité, la règle du « kilo de brevets » à disposition de chacune des parties s'était imposée pour régler les contentieux.

2.2.3. Renforcer son image d'innovateur grâce aux brevets.

A l'instar des méthodes basées sur le secret, le brevet émet différents signaux dont l'interprétation varie selon qui le reçoit. Un grand nombre de brevets signale une entreprise ayant des capacités offensives et défensives conséquentes. L'attaquer pour contrefaçon d'une technologie spécifique peut immédiatement entraîner une contre-attaque sur une autre technologie brevetée, mais qui n'avait pas été encore identifiée comme contrefactrice de brevets de l'entreprise attaquée. Attaquer un concurrent nécessite donc de la prudence, principe même du concept de dissuasion. De même, une entreprise peut verrouiller une technologie en déposant une grande quantité de brevets similaires, empêchant le dépôt d'alternatives techniques. J'approfondirai cette réflexion dans la prochaine partie sur les brevets défensifs.

Les brevets représentent pour la firme l'occasion de démontrer ses capacités d'innovations, et de défendre son image d'innovateur auprès des agences de notations, des investisseurs et des consommateurs.

Face aux différents records de revenus générés par des brevets, que ce soit au travers de ventes, de procès ou de licences, les investisseurs et les banques d'affaires ont reconnu le potentiel de ces actifs en tant que garants, que ce soit des capacités d'innovations de l'entreprise ou des futurs revenus que le brevet pourra générer par lui-même. Sur ce constat, des organismes spécialisés dans le financement de l'innovation ont développé de nouvelles activités. Ils basent alors leurs prises de décision sur leurs capacités d'analyses des portefeuilles de brevets, ces derniers étant des actifs très spécifiques nécessitant des connaissances et compétences adaptées. Ces organismes financiers vont accorder des fonds à de jeunes entreprises qu'ils estiment à fort potentiel, mais qui n'ont plus les ressources nécessaires pour commercialiser un produit, en acceptant leurs brevets comme collatéraux ou preuve de potentiel. Certains font tant confiance à leur capacité de détecter les futures innovations qu'ils vont échanger une somme conséquente immédiatement en échange des futurs revenus liés au brevet. Les brevets peuvent s'avérer essentiels pour les petites entreprises qui peinent à trouver des financements. Réduire l'incertitude liée à l'asymétrie d'informations vis-à-vis des investisseurs est un combat permanent pour développer un marché des brevets efficace. Ils peuvent également servir de collatéraux afin de contracter des emprunts auprès d'organismes financiers plus classiques (De Rassenfosse, 2012). Malgré tout, il demeure une asymétrie conséquente regardant la qualité du brevet qui reste secret tant qu'il n'est pas publié. L'entreprise va alors vanter aux investisseurs le potentiel de sa technologie, alors que ceux-ci n'ont pas encore accès aux brevets. Ce sont ces brevets en cours d'examen, les « *pending patents* », qui maximisent la valeur des startups, accroissent leur probabilité de recevoir du capital-risque et ouvrent la voie aux accords de licence qui constitueront souvent leur première source de revenus (Cockburn & MacGarvie, 2009).

Les grandes entreprises sont tout aussi sensibles aux signaux générés par la publication de leurs brevets, qui vont notamment refléter leur capacité d'innovation aux marchés financiers. Le manque d'informations sur la santé et la performance des entreprises rend les marchés très sensibles à la moindre nouvelle, positive ou négative. Par exemple, en réaction à une cyber-attaque subie par une entreprise, les marchés vont rapidement refléter l'inquiétude concernant l'avenir de l'entreprise par la baisse du prix auquel s'échangent ses actions (Kammoun, Bounfour, Özeygen, & Dieye, 2019). Dans le cas des cyber-attaques, les effets sont de l'ordre du court terme et la valeur du cours de l'action va retourner à sa valeur d'équilibre. A l'inverse les brevets sont des signaux d'informations sur l'activité à long terme de l'entreprise. Obtenir de nombreux brevets signale au marché que l'entreprise ne se repose pas sur ses acquis et continue à innover, ce qui devrait conduire à moyen ou long terme au lancement de nouveaux produits, sources de nouveaux revenus. Produire un nombre conséquent de brevets permet de mitiger l'incertitude des investisseurs vis-à-vis des activités d'innovations de l'entreprise. Les brevets apparaissent comme une garantie de l'entreprise pour les investisseurs en réponse due à l'asymétrie d'information sur sa réelle production d'innovation. Les signaux envoyés par l'obtention d'un brevet sont alors plus concrets que d'autres informations sur l'innovation produite par l'entreprise, comme la publication d'un article scientifique, auquel les marchés ne réagissent pas (Mahlich, 2007). Il en va de même pour les nouvelles dépenses en R&D où il demeure un risque que l'entreprise n'obtienne pas les débouchés espérés, et qui de ce fait, provoque une réaction positive, mais plus faible des marchés (Ambrammal & Sharma, 2016).

Le brevet est un signal plus fort que les dépenses en R&D, car il représente la capacité de la firme à transformer une idée en produit. Ainsi, suite à la crise de 2008, les entreprises à forte intensité technologique qui obtenaient plus de brevets ont vu leur valorisation revenir plus rapidement à leur valeur d'avant crise (Nemlioglu & Mallick, 2020).

Mais plus que l'accès au financement et la valorisation boursière, les brevets vont intervenir dans la constitution du stock d'actif immatériel le plus important et le plus

complexe à accroître : la réputation auprès des consommateurs (Hall, 1993). Les entreprises ont un budget communication conséquent, et celles qui se spécialisent dans l'innovation vont dépenser des sommes astronomiques pour convaincre des non-spécialistes de la technologie que leurs produits sont réellement innovants. Par exemple, Samsung consacra un budget record de 14 milliards de dollars pour sa communication en 2013¹⁰. De même, tout le monde se souvient du fameux « *This is a revolution.* » de Steve Jobs qui souligne de l'importance de paraître radical par rapport aux approches technologiques précédentes. L'exercice est particulier, car lorsqu'un consommateur arbitre entre plusieurs produits de hautes technologies, le choix s'appuie en réalité sur des éléments rationnels. D'une technologie à l'autre, l'une sera plus performante, plus adaptée à ses besoins ou présentera un meilleur rapport qualité/prix. Les informations sur les brevets sont accessibles à tous, mais la majorité des consommateurs n'ayant pas les capacités techniques pour comparer les technologies, leur choix sera affecté par d'autres arguments fournis par le fabricant lui-même. A court terme, ce seront les arguments marketing mais, plus durablement, ce sera le niveau d'investissements innovateurs traduits par le nombre de brevets (Henard & Dacin, 2010). L'examineur de l'office des brevets contribue au phénomène en étant censé garantir le caractère innovant de l'invention lors de la délivrance du brevet. Les concurrents d'Apple ont alors repris le credo "*we're going to patent it all*" de Steve Jobs (Höflinger, Nagel, & Sandner, 2018), rapidement rejoints par les comités de direction ou les conseils d'administration des entreprises (Macdonald, 2004). Ainsi, IBM communique chaque année depuis plus de 20 ans sur sa première position de déposant aux États-Unis, premier marché mondial. La majorité des classements annuels des entreprises innovantes, sont encore basés sur la quantité de brevets, mais des pondérations peu transparentes sont parfois introduites (classement de Derwent).

Les dirigeants des différentes entreprises prirent aussi conscience de l'importance accordée par les consommateurs et les investisseurs à la comparaison de la taille des

¹⁰ Sources : Reuters

portefeuilles entre concurrents directs. Les plus grands déposants opèrent dans l'électronique ou les technologies de l'information mais un tel niveau de dépôts n'est pas nécessaire dans les autres secteurs. Seule une comparaison entre concurrents d'un même secteur est pertinente. Dans chaque secteur, les niveaux de dépôts se sont rapidement nivelés par le haut. Déposer moins, c'est arrêter d'innover aux yeux du public et des investisseurs, et, comme le dit Warren Buffet: *"It takes twenty years to build a reputation and five minutes to ruin it"*.

S'approprier la paternité d'une invention, embellit également l'image d'innovateur de l'entreprise pour de nombreuses années. Le cas de l'ingénieur Nils Bohlin de Volvo, l'illustre bien. Il déposa en 1959 le brevet de la ceinture de sécurité en trois points qui équipe aujourd'hui encore la plupart des véhicules (Figure 5). Consciente du progrès en termes de sécurité pour les usagers, l'entreprise a abandonné son brevet et l'invention est rapidement devenue un standard technologique mondial pour cette industrie, sauvant plus d'un million de vies estimées. C'est ainsi que les voitures Volvo ont gagné cette réputation d'être les plus sûres. L'histoire fut même reprise en argument marketing sous la formule « *there's a little bit of Volvo in every car* »¹¹. Le brevet est donc aussi un vecteur de communication.

¹¹ The three-point seatbelt hits major milestone, <https://www.carsales.com.au/editorial/details/the-three-point-seatbelt-hits-major-milestone-16277/>

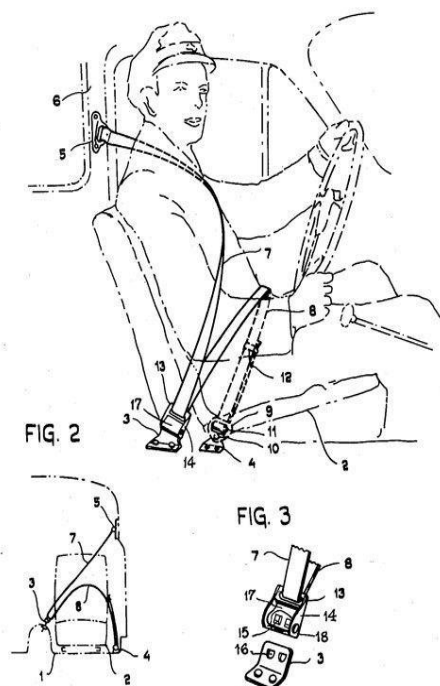


Figure 5 Schéma descriptif en première page du brevet de la ceinture de sécurité en trois points (DWPI)

2.3. La boucle rétroactive causée par l'explosion des risques d'exploitation face à la multiplication des brevets.

Pendant de très nombreuses années, le nombre de brevets était si bas que le risque de contrefaçon était limité. L'accroissement très important des dépôts depuis au moins 20 ans, a rendu l'exploitation sereine des nouveaux produits ou procédés, plus aléatoire. L'art antérieur est devenu si énorme au niveau mondial qu'il est très difficile à identifier par les entreprises et par les offices de brevets. Certains secteurs, comme l'électronique ou les technologies de l'information ne permettent plus aujourd'hui d'exploiter le moindre produit sans risque d'être poursuivi par des dizaines d'opérateurs. Face à cela, l'entreprise a plusieurs options.

La plus classique consiste à attaquer le(s) contrefacteur(s) dans les pays où ils font le plus de chiffre d'affaires. Si celui-ci reconnaît la contrefaçon, il y aura négociation à

l'amiable. Si celui-ci ne reconnaît pas la contrefaçon il va se défendre en tentant notamment de faire invalider le brevet qui lui est opposé. Les raisons évoquées sont souvent de deux types : existence d'art antérieur (brevet, publication ou n'importe quel autre document public) pertinent non identifié par l'office des brevets ou une solution technique brevetée évidente pour l'homme du métier. La délivrance abusive par l'USPTO de brevets dont les revendications se chevauchent a conduit à la hausse du nombre de procès entre déposants (Figure 8) (Lerner & Jaffe, 2004; Wipo, 2018).

On distingue deux types de contrefacteurs, celui qui contrefait sciemment et celui qui ne l'a pas fait exprès. Pour trancher, les américains ont mis en place le « *duty of disclosure* » obligeant le déposant à signaler l'intégralité de l'art antérieur dont l'inventeur a eu connaissance. Ne pas avoir déclaré sciemment le brevet qui lui est opposé va entraîner une multiplication par 3 des dommages à payer. Un déposant qui aurait volontairement caché l'existence d'art antérieur pertinent peut aussi voir annuler la délivrance de son brevet. Ces règles expliquent le très grand nombre de citations d'art antérieur que l'on retrouve dans les demandes de brevets aux USA. C'est la stratégie qu'a adoptée Samsung lorsqu'Apple l'a accusé d'avoir copié son design de smartphones (Figure 6).

Figure 6 Comparaison des designs Samsung avant/après les produits d'Apple¹²



Samsung rétorqua qu'« *Apple cherchait à exclure Samsung du marché, en se basant sur l'utilisation de concepts relevant du domaine public qu'il avait lui-même emprunté à d'autres concurrents*¹³ ». Samsung se dédouana en accusant Apple de s'être inspiré du design d'un walkman de Sony, ce que reconnaîtra en partie Apple qui admit avoir réalisé l'exercice d'imaginer comment plusieurs fabricants d'électroniques, dont Sony, aurait désigné un smartphone (Figure 7).

¹² <https://www.businessinsider.com/apple-vs-samsung-everything-you-need-to-know-about-the-patent-trial-of-the-century-2012-7?r=US&IR=T>

¹³ https://lexpansion.lexpress.fr/high-tech/les-cles-du-proces-entre-apple-et-samsung_1373740.html

Figure 7 Jony : Le smartphone de Sony, imaginé par Apple



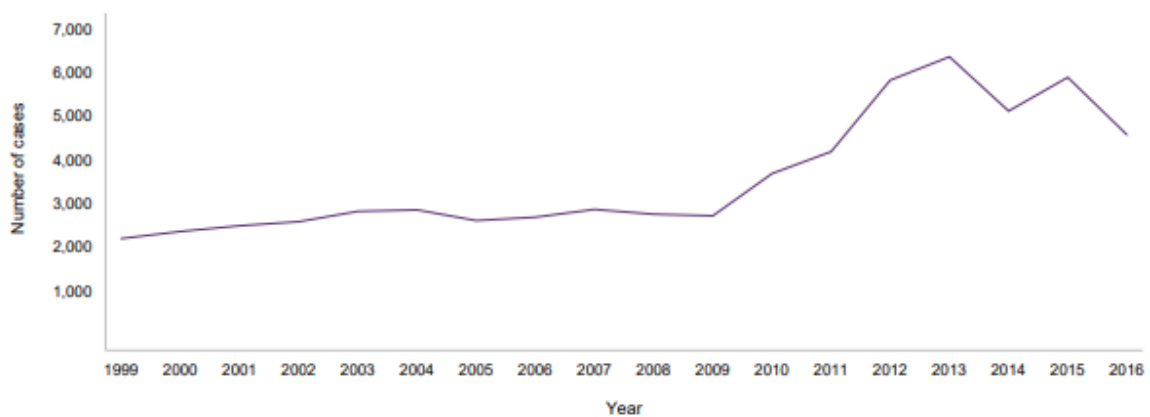
Au final, la stratégie ne se révéla pas payante, la juge refusant de considérer l'argument de la firme Coréenne, qui fut condamné à reverser plusieurs centaines de millions de dollars à Apple. Ce dernier fût obligé de révéler les pratiques internes de ses bureaux de conception qu'elle désirait garder secrètes.

Dès le début du 20^e siècle, Henry Ford accumulait déjà des brevets afin de garantir sa liberté d'exploitation et d'éviter les poursuites (Chien, 2010). Désormais, cette course au brevet n'est plus réservée au secteur automobile ni électronique, et si un grand nombre d'entreprise ne déposaient que très peu de brevets à la fin des années 1980, elles en déposent désormais des centaines voire des milliers chaque année. Ainsi, si Microsoft possédait 1 brevet en 1990, 10 ans plus tard l'entreprise en possédait 800, et, 30 ans plus tard, environ 100 000.

Kodak fut une des premières entreprises à subir les conséquences de ces stratégies de dépôts massifs de brevets, en 1990. Après 14 ans de procès, Kodak a dû verser 1,6 milliard de dollars à Polaroid (dont 600 millions de frais de justice), puis cesser son commerce d'appareils photo instantanés dans une usine dans laquelle elle avait investi 1.5 milliard de dollars.

Chaque procès en contrefaçon est un exercice périlleux, long et complexe, pour l'instigateur, car il aurait une chance sur 2 de gagner et que les frais d'avocats sont en moyenne de 3 millions de dollars aux USA. Malgré cela, les procès se sont multipliés aux USA.

Figure 8 Nombre de cas de procès en contrefaçon de brevets déposés devant les tribunaux des États-Unis entre 1999 et 2016 (WIPO, 2018)



Face à cette situation, les entreprises vont alors privilégier deux autres stratégies : la dissuasion, pour éviter le conflit, et, quand ce n'est plus évitable, augmenter leur pouvoir de négociation. Ces deux stratégies sont en partie à l'origine de l'augmentation des dépôts de brevets ainsi que des records d'achats récent de grands portefeuilles de brevets.

2.3.1. Un besoin croissant de protection contre de nouvelles menace.

Il n'y a rien qui tétanise plus une entreprise, quelle que soit sa taille, que la réception soudaine d'une convocation devant un tribunal pour un problème de contrefaçon, car les enjeux en termes financiers et en termes d'image peuvent être majeurs et influencer la confiance des investisseurs. Ce risque est considéré comme majeur par les directions générales. Comme on l'a vu, une meilleure connaissance de l'art antérieur pertinent pourrait permettre d'éviter de telles attaques... mais les outils disponibles ne sont pas encore assez performants pour y parvenir efficacement.

L'une des meilleures solutions demeure la contre-attaque. Pour ce faire, il faut disposer d'un portefeuille de brevets solides et identifier une possible contrefaçon de ses brevets par l'agresseur. Plus le portefeuille de brevets est grand, plus les chances de pouvoir poursuivre son agresseur sur une autre technologie exploitée est forte.

C'est également une incitation à déposer des brevets qui pourraient bloquer l'exploitation d'une technologie exploitée par le concurrent. Ces dépôts spécifiques peuvent être constitués de plusieurs dizaines de brevets si l'enjeu est important. Des brevets complémentaires existants peuvent être achetés à d'autres sociétés, à des universités ou à des inventeurs indépendants pour renforcer le dispositif. « *Si vis pacem, para bellum* » dit l'adage. Attaquée pour contrefaçon sur de ses produits, l'entreprise pourra à son tour attaquer l'agresseur sur l'une de ses technologies créant ainsi deux procès en parallèle. Ce genre de situation permet d'enclencher rapidement une négociation mettant fin au conflit.

Les plus grandes entreprises, comme Samsung, ont opté pour la dissuasion : inspirer suffisamment de peur à ses concurrents par l'énormité et la variété de son portefeuille de brevets pour prévenir toute attaque de concurrents. Les attaquer expose à coup sûr à des représailles massives. Cette stratégie est très efficace entre une grande et une plus petite entreprise, mais elle n'a pas empêché les poursuites de Samsung contre Apple, car les enjeux étaient trop importants.

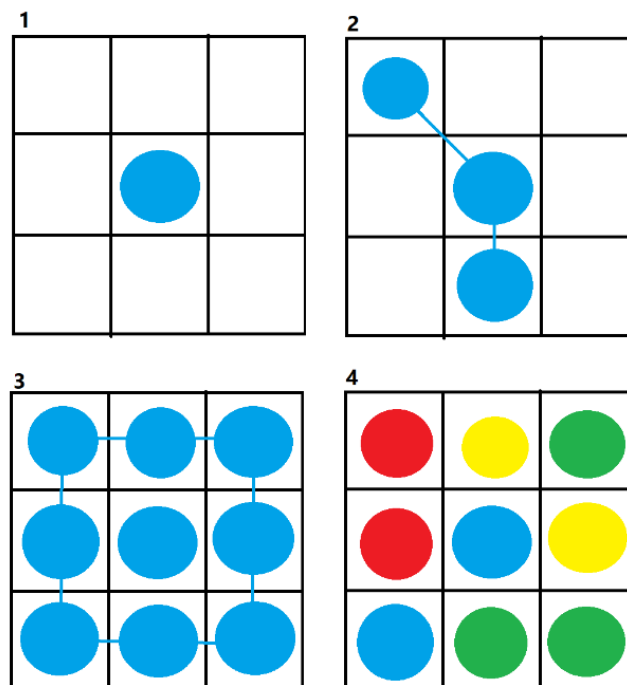
Les brevets défensifs ont considérablement contribué à diminuer les conflits entre grands groupes par rapport aux prévisions alarmistes induites par l'explosion du nombre de brevets, mais sans apporter une réelle paix. Aux USA, entre 2000 et 2008, en omettant le secteur électronique, moins d'un tiers des procès se font entre concurrents directs, et un autre tiers entre des entreprises n'ayant aucune activité commune (Chien, 2010).

2.3.2. Protéger les inventions clés avec les Patent Fences (barrière de brevets).

Les entreprises ont également compris que le brevet princeps d'une invention majeure devait être protégé par d'autres brevets de moindre portée technologique, mais complémentaires, de façon à créer un champ de mines de brevets qui soit dissuasif. Au lieu de déposer quelques brevets par nouvelle technologie comme elles le faisaient auparavant, elles se sont mises à en déposer des dizaines d'un coup, créant des zones particulièrement protégées dans leur portefeuille.

Le terme « champ de mines », souvent utilisé, n'est pas adapté pour décrire cela, car une mine est avant tout un piège invisible qui se déclenche par surprise. Le terme le plus adapté est donc « *Patent Fences* », les barrières de brevets. Le terme « *Patent Thickets* », les buissons de brevets, désigne des barrières qui se sont dressées malgré elle, avec l'accumulation des dépôts de différentes entreprises.

Figure 9 Quatre configurations de brevets



Dans le cas N°1, la case centrale (rond bleu) est celle d'un brevet princeps non protégé par d'autres brevets portant sur des variations technologiques (cases blanches vides

tout autour). Ce cas permet aux concurrents de déposer des brevets similaires qui pourraient aller jusqu'à interdire l'exploitation du brevet central. Dans le cas N°2, le brevet central est partiellement protégé et les concurrents auront plus de mal à bloquer l'exploitation de l'invention. Le cas N°3 est un exemple de défense efficace par une *barrière de brevets infranchissable*. L'entreprise va pouvoir asseoir son hégémonie technologique sans crainte de poursuite ou de copie. Le cas N°4 est un exemple de *Patent Thickets*. Chaque couleur représente un déposant différent. Sans accords entre eux, il est quasi-impossible de commercialiser un produit utilisant la technologie protégée par le brevet central.

Afin d'augmenter la protection de leurs inventions les plus importantes, les entreprises constituent des « barrières » autour des brevets cœurs. Ces « barrières » sont composées de brevets similaires au brevet cœur, mais présentant une légère variation technologique suffisante pour obtenir un brevet. Elles sont visualisées sous la forme d'un nuage localisé, mais dense en brevets appartenant à la même entreprise, sur les cartographies sémantiques (voir chapitre 3, partie 2.C : *La cartographie des brevets : un outil stratégique précieux*). Les brevets des « barrières » sont facilement identifiables sur ces cartes. Moins ils sont nombreux, plus la barrière est fragile. Certaines barrières sont de véritables murailles constituées de plusieurs dizaines de brevets, empêchant autrui d'essayer de pénétrer dans le domaine technologique. Ils furent identifiés pour la première fois par David. J. Teece en 1986, qui soulignait déjà la quasi-impossibilité de protéger de manière exhaustive un produit complexe avec un unique brevet, et recommandait de multiples dépôts lors de la mise sur le marché d'un nouveau produit.

La barrière est une des meilleures protections existantes. C'est une stratégie systématique dans le domaine pharmaceutique. Après avoir « screené » des millions de molécules lors de plusieurs phases de tests, les chercheurs arrivent à identifier quelques rares candidats pour la même application, mais sans savoir lequel ira sur le marché. Créer des barrières autour de chacune de ces molécules permet d'être sûr d'être propriétaire de celle qui sera sélectionnée le moment venu et de tenir les concurrents à

distance. Les barrières de brevets sont particulièrement adaptées à l'industrie pharmaceutique et à d'autres technologies dites discrètes, où le brevet cœur peut valoir à lui seul des millions voire plusieurs milliards de dollars.

La barrière revêt deux aspects, l'un offensif, l'autre défensif. En s'assurant un monopole technologique, l'entreprise peut espérer un monopole sur le marché, ce qui est difficilement atteignable autrement dans une économie de marché libre. Si un concurrent veut commercialiser un produit similaire, il lui faudra développer une technologie différente, ce qui peut être très long, ou négocier une licence des brevets auprès de l'entreprise concurrente, si tant est que celle-ci soit d'accord et qu'un prix raisonnable soit trouvé. L'Oréal a longtemps monopolisé le marché mondial des mascaras en protégeant toutes les variations imaginables de brosses, de containers et de formulations. L'entreprise a systématiquement refusé d'accorder des licences à ses compétiteurs, ce qui les a forcés à créer une technologie de mascaras totalement différente, mais qui leur a pris plusieurs années.

L'aspect défensif est tout aussi important, car l'entreprise cherche à éviter à tout prix qu'en s'appuyant sur la technologie qu'ils ont divulguée dans le brevet cœur, un concurrent développe un produit similaire en modifiant ou améliorant quelques caractéristiques. Une telle situation serait extrêmement dommageable pour l'entreprise qui, non seulement, perdrait son monopole et sa capacité à faire fructifier ces investissements en R&D, mais permettrait aussi à d'autres de commercialiser un produit concurrent sans avoir à investir pour développer la technologie. D'une certaine manière, elle financerait ainsi la recherche de ses concurrents.

Ceci explique pourquoi la majorité des petites et moyennes entreprises ont peur des plus grandes. Faute de moyens, leurs inventions ne sont pas assez protégées. Une grande entreprise qui mettra des dizaines de chercheurs sur le sujet arrivera quasiment toujours à améliorer la technologie brevetée par la PME, voire à en bloquer l'exploitation, obligeant la PME à négocier une licence avec la grande entreprise. Ce cas est très répandu et continuera à l'être en raison du manque de financement des PME. Déposer

plusieurs familles de brevets pour un seul produit peut coûter plusieurs centaines de milliers d'euros pour une protection internationale. On peut alors s'inquiéter que le système de brevet soit plus profitable aux grandes firmes qu'aux petites. Ces grands portefeuilles de brevets facilitent la résolution des conflits par des solutions « coopératives », plus rapides et moins coûteuses (Lanjouw & Schankerman, 2004). Les brevets pourraient alors ne plus avoir la préférence des petits déposants lorsqu'ils ne collaborent pas avec de grandes entreprises. Ainsi, selon leur activité, les petites entreprises pourraient privilégier des moyens de protections informels, tels que le secret ou la vitesse d'accès au marché pour capter le rendement de leurs investissements dans l'innovation (Leiponen & Byma, 2009). Démarche souvent observée dans le cas des technologies dites complexes, où il est nécessaire de posséder un portefeuille conséquent face aux montagnes de brevets entrant dans la constitution des barrières.

2.3.3. Les enchevêtrements de droits de PI au sein des Patent Thickets.

Les barrières construites par l'entreprise ne sont que très rarement créées en zones totalement vierges. Il est fréquent de trouver des brevets déposés antérieurement par des tiers à l'intérieur d'une barrière, ce qui la fragilise. L'entreprise a intérêt à essayer d'acheter ces brevets à chaque fois que ce sera possible pour renforcer sa barrière et sa liberté d'exploitation. Il arrive aussi que des concurrents créatifs arrivent à déposer des brevets dans l'enceinte protégée par la barrière. C'est le cas lorsqu'un grand concurrent ne veut pas laisser à son compétiteur une totale liberté d'exploiter une nouvelle invention. L'entreprise doit faire très attention aux brevets de tiers présents dans l'enceinte de sa barrière, car un troll pourrait les acheter et perturber, voire bloquer l'exploitation de l'invention. Nous en reparlerons plus loin.

Les premiers *enchevêtrements de brevets* seraient apparus dans les années 1990 et se seraient multipliés avec l'explosion des dépôts de brevet. La définition de référence des enchevêtrements de brevets demeure celle de Shapiro (2000): "*a dense web of overlapping intellectual property rights that a company must hack its way through in order to actually commercialize new technology*".

Il s'agit d'un phénomène principalement observé dans les technologies dites complexes, que l'on retrouve par exemple dans l'électronique. Dans ces secteurs, la commercialisation d'un produit peut nécessiter de posséder les droits d'exploitation de centaines, de milliers, voire de centaine de milliers de brevets. L'explosion des dépôts de brevet dans ce secteur a conduit au fractionnement des droits de PI entre les nombreux acteurs détenteurs de technologies clés, ce qui rend leur exploitation juridiquement dangereuse et financièrement risquée.

L'accroissement de la taille de ces enchevêtrements est dû à 2 facteurs.

Le premier est la spécificité des technologies dites complexes. Elles reposent sur des socles communs de technologies fondatrices, qui ne permettent pas de varier fondamentalement le contenu technique des brevets, à l'inverse des technologies discrètes utilisées dans la chimie et dans le domaine pharmaceutique, où il est plus simple de distinguer une molécule d'une autre. Ces brevets se ressemblent tous du fait de l'existence d'ancêtres communs appelés « *brevets essentiels* ». Cette catégorie de brevets est particulière, car leurs propriétaires sont obligés de concéder des licences à toutes les entreprises qui le demandent. Il s'agit par exemple des brevets de puces 3G déposés par Samsung au milieu des années 2000 qui ont constitué un standard technologique international permettant la rapide diffusion internationale de l'invention. Toute entreprise souhaitant utiliser ce standard est sûre d'en obtenir une licence non exclusive en échange d'une compensation financière raisonnable, identique pour tous les licenciés. Les produits, comme les smartphones, ont recours à de multiples standards technologiques qui rendent les inventions brevetées très similaires. Par exemple, les chargeurs dits « universels » suivant les standards USB-C ou USB-A, les produits commercialisés ont des fonctionnalités qui sont très similaires. Une situation qui empire avec la multiplication des produits, la réduction de leur durée de vie et la prise en compte de la diversité des profils de consommateurs. Ces facteurs entraînent alors une multiplication des variations autour d'une même technologie, créant ainsi les *Patent Thickets*.

Le second facteur est l'insuffisance d'examen des brevets par les offices. Le manque de personnel et de temps pour identifier l'art antérieur, pertinent, permet à des brevets dont la portée aurait dû être restreinte d'être délivrés tels quels. Plusieurs brevets appartenant à des entreprises différentes peuvent donc revendiquer un même aspect d'une l'invention. Cela va constituer une sorte de nœud gordien de droits de PI, où il est presque impossible d'identifier le propriétaire originel et légitime des droits sur une technologie.

Plusieurs observations empiriques lient l'explosion des brevets délivrés par l'USPTO aux dépôts de technologies complexes nécessitant la combinaison d'un grand nombre de brevets (Hall, 2004; Ziedonis & Hall, 2001). Comme dans le cas des *Barrières de brevets*, les entreprises à portefeuille plus réduit peuvent se voir privées de commercialisation ou forcées de devoir payer des redevances conséquentes. Ce risque s'accroît avec la densité en brevets des *Thickets* (Shapiro, 2000; Ziedonis, 2004). Il y a alors un effet boule de neige, les dépôts et les budgets R&D alloués augmentant avec la dispersion des droits de PI, mais pour des brevets ayant de moins en moins de valeur (Noel & Schankerman, 2013).

Les *Thickets* ont attiré l'attention des patrons de R&D, des directions générales et des décideurs politiques en raison du risque qu'ils représentent pour l'innovation et la commercialisation de nouveaux produits. Grâce à leur portefeuille existant, les acteurs déjà présents sur le marché évitent de se poursuivre les uns les autres, mais entravent l'arrivée de nouveaux concurrents (Somaya, 2003). L'annonce d'un procès est mauvaise pour les deux entreprises, car cela signale un risque aux investisseurs, la mobilisation de ressources conséquentes et de managers clés, entraînant une baisse moyenne de la valorisation de la firme de 2 à 3% (Lerner, 1995). Afin d'éviter de paraître vulnérables, les entreprises vont donc constituer un portefeuille de brevets conséquent (souvent à travers des acquisitions) pour disposer de l'arsenal suffisant au cas où elles se retrouveraient en situation de conflit (Cockburn & MacGarvie, 2009). Cet accroissement de la taille des portefeuilles de brevets s'est bien sûr intensifié ces dernières années.

Cette situation est particulièrement intéressante pour les entreprises les plus grandes, car elle génère de très importants revenus de licence qui cessent brutalement, dès que la technologie est remplacée par une autre plus performante (Iain et al., 2009). Technicolor a ainsi généré pendant plus de 10 ans des revenus de licences de l'ordre de 500 millions d'euros par an, revenus supérieurs à ceux générés par l'activité classique de l'entreprise. Ces revenus ont progressivement disparu, car la R&D de l'entreprise n'a pas inventé de technologie entrant dans les standards des produits les plus récentes.

Les comportements de brevetage dans les technologies complexes diffèrent radicalement de ceux des technologies discrètes. Créer un standard technologique n'étant pas à la portée de la majorité des entreprises, on note de plus en plus fréquemment l'émergence d'associations entre grandes entreprises dont l'objectif est de rallier les fabricants de produits à un standard proposé en commun. Cette guerre des alliances est très violente, car un seul standard sera finalement retenu par le marché. Ainsi, le dépôt du premier brevet dans une technologie prometteuse crée une complémentarité stratégique qui augmente les bénéfices pour les prochaines entreprises à breveter dans ce domaine (Von Graevenitz et al., 2012). En effet, une fois le brevet cœur déposé, ceux qui déposeront des brevets similaires s'appuyant sur cette technologie seront liés au premier déposant. Tous bénéficient alors d'une coopération leur permettant d'imposer cette technologie en participant à son développement plus rapide que les technologies concurrentes. Cette situation est très appréciée lors de la valorisation de la firme (Noel & Schankerman, 2013).

Dans les années 1990 et aux débuts des années 2000, la situation s'est avérée très préoccupante pour les nouveaux entrants, car ils devaient négocier des licences avec tous les propriétaires de droits sur la technologie. Ces derniers étaient parfois si nombreux que l'empilement des différentes redevances rendait l'exploitation du produit final totalement inacceptable sur le plan financier. Les résultats empiriques de Cockburn & MacGarvie (2009) ont démontré que plus un *Patent Thicket* était grand et constitué de droits très fragmentés, moins l'on observait de nouveaux entrants. Ces derniers

devaient en effet intensifier leurs efforts de recherche avec un risque important de ne pas arriver à les rentabiliser et un accès au financement plus difficile. L'option d'une commercialisation sans les licences nécessaires étant évidemment impossible sous peine de voir le nouvel entrant rapidement traduit devant un tribunal. Dans de nombreux pays, contrefaire sciemment est un risque financier majeur, car les dommages à reverser à l'ayant droit peuvent être alors multipliés par un facteur de 3. Plusieurs solutions successives ont été envisagées.

La première fut un savant mélange d'open innovation et de contrôle sur l'utilisation des brevets. Ceci conduisit à la mise en place de collaborations entre entreprises ayant des brevets complémentaires et à des licences croisées entre deux partenaires. Les plus grands compétiteurs mirent en place un programme d'acquisition de licences non exclusives (« *licensing-in* ») pour acquérir la technologie manquante et un programme de valorisation (« *licensing-out* ») non exclusif de leurs brevets sur leurs technologies non exploitées et, rapidement, sur leurs technologies exploitées. Toutes ces techniques de licence permettent de garder un certain contrôle sur les connaissances produites en laissant la possibilité à l'entreprise d'exclure un utilisateur, tout en les partageant librement.

Plus radicalement, l'entreprise peut décider d'abandonner ses droits sur la technologie. Cette stratégie, en apparence désastreuse, s'est avérée particulièrement adaptée pour certaines entreprises. Sun Microsystems l'a fait avec JavaScript pour accroître son utilisation dans les offres de ses concurrents. De même, Cisco, qui dispose d'un large portefeuille, encourage le partage libre de ses droits de brevets, afin d'augmenter l'interopérabilité entre ses différents produits.

La solution la plus efficace et la plus durable reste de mettre en commun tous les brevets nécessaires au développement d'une fonctionnalité standard et de définir les termes d'une licence globale dont le prix est raisonnable. Les Anglo-saxons appellent ceci, le « *one stop shopping* », car il n'y a plus besoin de contacter et de négocier avec de multiples entreprises.

Les pools de brevets (*PB*) ont donc été créés comme une entité indépendante mise en place par les différents propriétaires de brevets. Elle est chargée d'agrèger les droits de tous les brevets indispensables à la commercialisation d'une fonctionnalité (souvent des milliers) qui est considérée comme un standard technologique et d'en négocier des licences au prix prévu. Quand la création d'un nouveau pool est annoncée, les entreprises essaient de faire accepter le plus grand nombre possible de leurs brevets par le comité de sélection. Ceci s'explique, car les revenus issus du licensing d'un pool sont proportionnels au nombre de brevets de chacune des entreprises participantes. Qu'un brevet couvre des éléments majeurs du standard technologique ne rapporte pas plus qu'un brevet plus marginal. Cette règle un peu étrange a été acceptée pour des raisons pragmatiques, car elle évite des discussions très agitées qui dureraient des mois sans être jamais sûres de s'accorder sur la liste des brevets ayant le plus contribué à l'invention. La mise au point de certains appareils nécessite le recours à de multiples technologies standards, ce qui oblige à négocier des licences avec les administrateurs des différents pools. Pour se faire une idée, le procès d'Apple contre Samsung a permis d'apprendre qu'il fallait prendre en licence 250 000 brevets pour commercialiser un nouveau téléphone.

Elles permettent donc aux propriétaires de dégager des revenus conséquents et aux demandeurs d'accéder rapidement et à un coût acceptable aux technologies du pool. Cette méthode limite les contrefaçons, car il est moins cher de payer une licence à un prix raisonnable que d'être condamné au tribunal. Elle est rassurante pour les licenciés, car les brevets de tous les propriétaires pertinents sont en principe rassemblés dans le pool. Il arrive malheureusement que des pools soient incomplets, certaines entreprises dont la contribution au standard est majeure, préférant négocier des licences séparément, car cela leur rapporte plus. Les revenus liés à ces licences groupées étant proportionnels au nombre de brevets apportés par le déposant plutôt qu'à leur importance technologique, les *Patent Thickets* ont eux aussi largement contribué à l'accroissement massif des dépôts.

2.4. Un environnement affecté par l'arrivée de nouveaux acteurs portés par l'émergence du marché secondaire des brevets.

2.4.1. Les acteurs des transferts technologiques sur le marché secondaire.

Dans le domaine des brevets, de nouveaux acteurs suivant des modèles commerciaux différents ont émergés, ce sont les entités non-praticiennes (ENP). Ces acteurs ne commercialisent pas directement des produits, mais se concentrent sur les profits générés directement par leurs brevets grâce aux droits que ceux-ci leur confèrent, que ce soit via des activités de rachat-revente de technologies, d'intermédiaires ou en obtenant des accords de licences. La plupart ne produisant pas directement les brevets, leur activité nécessite un recours au marché secondaire, dont ils contribuent au développement. Si ces acteurs ne sont pas les plus nombreux, ils présentent une grande diversité d'activité et de formes. Ainsi, parmi les 12 catégories d'utilisateurs de brevet définis par Allison, Lemley, & Walker (2009), 11 sont des ENP, les manufacturiers étant la dernière catégorie à part entière. Les ENP peuvent alors être regroupés en trois groupes : les producteurs de technologies, les intermédiaires et les Trolls. Nous aborderons le cas particulier de ces derniers dans la prochaine partie.

Les producteurs de technologies sont des entités qui disposent de budget R&D conséquent, mais qui ne conçoivent pas de produits, se concentrant sur le développement des méthodes plutôt que des applications. Il peut tout d'abord s'agir d'universités qui vont breveter le résultat de leur recherche. Cependant, les universités ne vont que rarement recourir aux marchés pour vendre leurs technologies, mais plutôt les rentabiliser au travers de « spin-off », des start-ups qui vont développer des produits de hautes technologies à partir des résultats de recherche. La plupart des producteurs de technologies sont des cabinets d'études et autres entreprises spécialisées en R&D. Ces groupes se concentrent sur leur activité de R&D très spécialisée et sur la recherche

d'entreprises intéressées par l'acquisition des droits sur le fruit de leurs recherches pour développer un produit de manière *ex-ante*, c'est-à-dire avant sa commercialisation. Cela leur permet de ne pas prendre en charge les activités liées à la commercialisation telles que la conception, le design, la distribution, le marketing et le service client.

Les producteurs de technologies ne sont pas les seuls vendeurs de brevets ni les plus nombreux d'ailleurs. Les premiers revendeurs sont des entreprises qui revendent tout ou une partie de leur portefeuille, pour différentes raisons dépendant du succès de l'entreprise à s'imposer sur le marché. Tout d'abord, les entreprises en succès, peuvent décider de revendre des brevets protégeant des technologies qu'elles ne jugent plus utiles ou rentables. En effet, après l'ivresse de la course aux brevets, vient la veisalgie (du norvégien *kveis* « inconfort succédant à la débauche » et du grec *algia* « douleur ») des annuités à régler aux offices. Les brevets coûtants en réalité plus chers à entretenir qu'à déposer, la solution optimale pour les entreprises est d'épurer régulièrement leur portefeuille. Au lieu de les abandonner en ne réglant plus les droits, il est plus rentable d'essayer de les revendre, si le brevet n'a pas le potentiel de devenir un obstacle pour la firme. Ainsi, Intellectual Ventures, qui aurait acheté plus de 33 000 brevets, a déclaré qu'une forte proportion des brevets qu'ils achètent proviennent d'entreprises aux activités encore très rentables et parmi les mieux cotées. Sur les 511 brevets vendus par Ocean Tomo, acteur majeur des ventes aux enchères, la moitié provenait d'entreprise toujours en activité et rentable, et un quart d'entreprises publiques. Les brevets peuvent devenir inutiles pour différentes raisons : développement d'une alternative technologique plus compétitive par un concurrent, changement de marché décidé par l'entreprise, brevets non essentiels... D'un autre côté, si l'entreprise échoue à conquérir le marché, elle peut réduire ses coûts en revendant ses brevets aux entreprises qui se sont imposées. De la même manière, les entreprises en faillite peuvent céder leur portefeuille en entier ; les brevets devenant une nouvelle source de liquidité. Certaines ventes récentes de brevets ont dépassé le milliard de dollars, parfois plus que la valeur de tout le reste de l'entreprise.

La plupart des échanges se font en privé que ce soit par des ventes aux enchères ou par négociation directe, mais le marché a vu l'émergence de plusieurs intermédiaires de références. Parmi eux, les courtiers en brevet vont connecter acheteurs et vendeurs, que ce soit pour la vente du brevet ou souscrire une licence. Ils vont alors conseiller leurs clients, vendeurs comme acheteurs, sur la qualité de la technologie, le prix estimé ; ainsi que les connecter à des acteurs compatibles. Ils répondent aux besoins d'un marché brumeux où acheteurs et vendeurs peinent à trouver l'offre ou la demande adéquate, ce qui s'explique par la spécificité, la diversité et la quantité des produits vendus. Les intermédiaires basent alors leur activité sur la combinaison de leurs connaissances approfondies des technologies, des acteurs et du marché. En effet, au vu du nombre de brevets, les acheteurs et vendeurs sont le plus souvent incapables d'identifier eux-mêmes les « Rembrandt ». Par manque de donnée et de comparable sur les précédentes transactions, il est très complexe d'évaluer la valeur des différents portefeuilles, car les contrats sont le plus souvent conclus de manière privée, en fonction du pouvoir de négociations des parties comme nous l'avons vu plus haut.

Les opérations de vente s'organisent sous la forme de vide-grenier, improvisées sur des places de marché, le plus souvent numérique. Dans l'espoir de rendre le marché plus transparent, Ocean Tomo a organisé les premières enchères publiques. Par la suite, plusieurs sites ont permis aux entreprises d'exposer leurs idées brevetées pour les mettre en vente aux enchères. Ces données améliorent l'évaluation pour de prochaines ventes et représentent une source d'informations très précieuses pour de nombreuses analyses sur la valeur des brevets. Ce fut alors un choc pour les entreprises, qui ont dû se rendre à l'évidence que la plupart de leurs brevets mis en vente sont sans valeur. Ainsi, comme rapporté par les études Pat-Val-EU de 2005, si la composition varie d'un portefeuille à un autre, la valeur ne suit que très rarement une distribution normale. En effet, seuls 10% des brevets ont une réelle valeur, et uniquement 1% peuvent être considérés comme des « Rembrandt ».

Du fait de cette faible proportion d'inventions de grande qualité mises en vente, toutes les offres ne trouvent pas preneur. Ainsi, en 2018 et 2020, environ un tiers des packages de brevets ont été vendus, atteignant respectivement 5,3 sur 16,7 milliards de dollars estimés et 10,4 sur 36 milliards. Malgré ces chiffres, le marché reste très attractif pour les vendeurs, avec des records très élevés, tous deux atteints en 2011, avec l'achat de 6 000 brevets de Nortel pour 4,5 milliards de dollars par le consortium Rockstar et celui de 17 000 brevets de Motorola par Google pour 12, 5 milliards de dollars.

Il existe autant de raison d'acheter des brevets que d'en vendre, sur ce marché présentant une grande diversité d'acteurs.

Les premiers sont les producteurs de biens qui commercialisent différents produits sur le marché. S'il s'agit de la majorité des entreprises déposant des brevets, ils représentent une minorité dans les enchères, car leurs besoins sont trop spécifiques pour espérer les trouver dans les productions d'un autre fabricant. S'ils ont recours aux brevets d'entités productrices de technologies pour développer un produit, ils conduiront les négociations en privé en amont. Ce ne sont donc pas réellement des brevets de seconde main, car l'acquéreur sera bien le premier à appliquer les technologies des brevets commandés. Lorsqu'ils achètent des brevets déposés par d'autres manufacturiers, il est rare que ceux-ci rentrent en jeu dans le développement d'un nouveau produit, mais ils contribuent plutôt à l'amélioration de la défense d'un bien existant et commercialisé. Ainsi, leur seule motivation pour acheter des brevets sur le marché secondaire est défensive. Ils contribuent à garantir leur liberté d'exploitation afin de pouvoir explorer de nouvelles technologies sereinement pendant que les produits existants génèrent des revenus. Ces entreprises utilisent rarement leurs brevets achetés pour directement générer des revenus, mais plutôt se prémunir des contrefaçons et protéger leur « territoire ». Les brevets sont donc alors achetés en masse, notamment auprès d'entreprise en difficulté, pour venir grossir les rangs des portefeuilles et améliorer leur arsenal de brevets défensifs. Leur utilisation n'est donc pas agressive, et peut servir à constituer ou renforcer des *Patent Fences*, améliorer leurs pouvoirs de négociation dans

les *Patent Thickets* ou favoriser leur position dans les *Patent Pools*. Les manufacturiers en mutualisent les coûts d'achats en agréant les brevets achetés au profit d'un « club » rassemblant des entreprises ayant des intérêts similaires, où ils ont, en échange de la prise en charge du paiement d'une partie du prix d'achat, accès aux droits de ces brevets (Yanagisawa & Guellec, 2009).

Les acteurs qui ne commercialisent pas de produit sont responsables de la majeure partie de la demande de rachats de brevets. Ne commercialisant pas de produits, ces entreprises n'ont pas besoin de brevets défensifs, ni même dissuasifs, mais uniquement de brevets offensifs destinés à menacer d'autres entreprises. Ils vont alors profiter de la multiplication des brevets, qui ont parfois conduit à des chevauchements de droits comme dans les *Patent Thickets*, pour menacer de poursuite des producteurs de biens. Contrairement à ces derniers, ils ne cherchent pas à construire un portefeuille au spectre le plus large possible pour se protéger tous azimuts, mais plutôt à se concentrer sur des brevets couvrant des parties de technologies cœurs utiles pour attaquer en contrefaçon. Le système de marché leur est aussi favorable, car les changements de propriétaire perturbent la veille technologique des entreprises et fragilisent leur défense. Nous approfondissons notre analyse de ces acteurs dans la prochaine partie.

2.4.2. *Les Patent Trolls, des prédateurs patients et opportunistes.*

Dès qu'un système est mis en place, très rapidement, des individus ou des groupes vont y chercher une faille, légale ou non, leur permettant de générer des profits. Dans le système des brevets, on les désigne le plus souvent par le terme de *Patent Troll*, *Patent Shark*, ou encore *chasseurs de brevet*.

Une première définition est donnée par Thomas Edison en 1898 : « *The operations of patent sharks sometimes compel an inventor to obtain patents for articles which are never meant to be placed on the market. A fellow often gets up a machine, and somebody else comes along, and by getting patents through for certain parts, can give the inventor a great deal of bother and make him pay well, even if the inventor gets control of it* ». Ils

appartiennent au groupe des ENP, au même titre que les courtiers ou les entreprises productrices de technologies, mais, contrairement à eux, ils ne favorisent pas l'innovation en fluidifiant les transferts de technologie.

Dans les années 80, Jerome Lemelson, inventeur indépendant américain, se constitua un portefeuille de 600 brevets dans diverses technologies. Il attendait qu'une entreprise manufacturière réussisse à commercialiser un produit qui violerait les droits d'un de ses brevets et la menaçait de poursuite pour générer des revenus de licence (Penin, 2010). Il poursuivit une centaine de firmes, ce qui lui rapporta plusieurs millions de dollars en licences. Son exemple fit des émules, et le modèle commercial se répandit petit à petit.

Les Trolls sont originaires d'un conte norvégien publié en 1841. Ces géants monstrueux exigeaient des pièces d'or en échange de la traversée des ponts qu'ils gardaient, le plus souvent pendant qu'ils faisaient la sieste. Les Trolls de brevets profitent ainsi d'être en position de maîtriser l'unique passage menant au marché (le pont), grâce à leur force incomparable (la législation des brevets), mais sans avoir financé le pont (les investissements en R&D) pour soutirer les richesses de victimes sans autres options.

La notion de *Patent Troll* a été actualisée en 2001 par Peter Detkin, ancien vice-président et avocat général adjoint en charge des brevets d'Intel. Il définit un *troll* comme une coquille vide (*i.e.*, société n'exploitant aucun produit) ou un expert en litige de brevets qui utilise le recours aux tribunaux pour des cas de contrefaçons plus ou moins avérés, afin de tenter d'extorquer des sommes exorbitantes à l'entreprise ciblée. Trois critères sont alors nécessaires pour être un *Troll* : ne rien produire soit même, poursuivre une entreprise ayant un succès commercial, mais enfreignant un de leurs brevets en demandant une compensation financière excessive. Beaucoup de petites entreprises valorisant leurs brevets en exigeant des compensations financières en ligne avec les pratiques du marché ne sont pas des *Trolls*. S'assimilant à du chantage, leur activité est jugée malfaisante.

Ainsi, à la fin des années 2000, la part de tous les procès relatifs aux brevets de haute technologie intentée par des entités n'exploitant pas de produit avait atteint 20 %. Le cas le plus emblématique opposa NTM, un cabinet d'experts en procédures de litiges, à RIM, le fabricant du succès planétaire que fut le BlackBerry, en 2006. Quelques brevets de mauvaise qualité et un procès médiatisé leur permirent d'extorquer 615 M\$ à RIM, créant des milliers d'émules aux USA (Smith, 2006). Ce cas envoya une onde de choc extrêmement violente dans tous les états-majors en raison des méthodes employées.

L'activité des Trolls est directement liée au marché secondaire des brevets et à leur propre capacité à les évaluer. Les brevets passant de main en main sur le marché, il est compliqué d'identifier le vrai propriétaire d'un brevet et de savoir s'il vient d'être racheté par un Troll. En 2020, les Trolls ont acheté 70% des packages de brevets disponibles sur le marché. Ce changement d'échelle est particulièrement inquiétant pour les entreprises. Les entreprises n'hésitent pas à transférer discrètement la propriété de brevets nécessaires à des actions en contrefaçon à des Trolls afin que ces derniers attaquent leurs concurrents. Sachant que la valeur moyenne demandée pour l'achat d'un brevet US est de 185 000 \$, cette stratégie peut alors paraître risquée, car il est extrêmement complexe de prédire si un brevet est de bonne qualité et surtout si les fonctionnalités décrites seront similaires à celle du futur produit, tant qu'il n'est pas commercialisé (Pohlmann & Opitz, 2013). Des résultats empiriques ont démontré que les Trolls avaient particulièrement progressé dans le choix des brevets qu'ils vont acheter et opposer aux entreprises. De nombreux outils associés à des équipes d'experts agueris dans ce genre d'analyse permettent de mieux identifier les brevets capables de soutenir efficacement leurs futures actions en contrefaçon (Fischer & Henkel, 2012). Contrairement aux autres ENP qui cherchent activement à vendre leurs technologies ou à délivrer des licences, les trolls ne prospectent pas de clients. Ils vont surveiller le marché jusqu'à ce qu'une entreprise commercialise avec succès un produit violant un ou plusieurs brevets ne lui appartenant pas et vont tenter de les acheter au prix le plus bas possible afin de maximiser leur marge finale. Ils vont attaquer l'entreprise quand elle sera suffisamment engagée dans la commercialisation du produit pour qu'il ne soit

plus possible, ou trop coûteux, d'annuler le projet ou de chercher une alternative technologique (Steiner & Guth, 2005). Les brevets achetés sont souvent de faible qualité, mais souvent nombreux, car, dans un procès, le temps joue en faveur du Troll. Ces derniers auraient donc peu de valeur lors des négociations *ex-ante* où leur rôle dans le processus de développement est en réalité négligeable, mais beaucoup plus une fois que le produit est sur le marché. L'entreprise est alors prise au piège. Plus le succès du produit croît, plus l'action du Troll sera profitable financièrement.

Au fil des années, la perception des entreprises évoluant, la définition du Troll s'est abusivement élargie en désignant toute entité poursuivant un tiers au tribunal pour contrefaçon. Il ne faut alors pas oublier que toute condamnation à payer des dommages résulte du refus d'avoir reconnu la contrefaçon, souvent par méconnaissance et mauvaise analyse des brevets concurrents existants. Par exemple, Intellectual Ventures, un fonds très puissant dépensa 5 milliards de dollars pour acheter 30 000 brevets et « *il fut rare de ne pas rencontrer d'entreprises n'ayant pas été menacées au moins une fois par ce fonds* ¹⁴ ». On ne peut la qualifier de *Troll* car les redevances demandées étaient celles du marché.

De nos jours, malgré l'émergence de nouvelles réglementations aux USA, les entreprises vivent toujours sous la menace de *Trolls* de plus en plus puissants, soutenus maintenant par d'importants fonds financiers. La dernière grande affaire en date est celle d'Apple qui a été poursuivie par Optis Cellular Technology, un troll au large portefeuille. Si l'entreprise avait réussi à faire annuler sa condamnation d'un demi-milliard de dollars sur le marché américain, un juge britannique a statué qu'Apple aurait bien violé plusieurs brevets. Le Troll avait bien contacté Apple en premier lieu pour lui demander de payer une licence, mais face au prix demandé (7 milliards de dollars, 13% du bénéfice

¹⁴ Zaretzki, supra note 78, at 62; see also Carlyn Kolker, Billion-Dollar Lawyer Desmarais Quits Firm to Troll for Patents, Bus. Wk. (June 1, 2010, 12:04 AM EDT), <http://www.businessweek.com/news/2010-06-01/billion-dollar-lawyer-desmarais-quits-firm-to-troll-for-patents.html>; Jeff Kuester & Brett Bartel, Evolution of the IP Market, Intell. Asset Mgmt., Sept./Oct. 2009, at 30, 32 ("IV . . . has 'represented half of the purchasing market for US patents over the last few years' [as of 2009]." (quoting Steven Hoffman, Chief Executive Officer, ThinkFire)).

annuel global d'Apple) pour certains modèles de smartphone et uniquement pour le territoire britannique, Apple avait refusé. Menacée de devoir désormais payer 585 millions d'euros, l'entreprise a annoncé qu'elle quitterait le marché britannique si elle devait s'en acquitter.

Les *Trolls* constituent un frein à l'innovation conséquent, car ils augmentent l'incertitude, s'accaparent indûment d'une grande partie de la marge, réduisent l'incitation à innover et finalement les investissements en R&D. Les *Trolls* sont des parasites issus d'une défaillance des règles du marché secondaire des brevets, car ils profitent des efforts de recherche et de commercialisation des autres, sans investir en R&D.

Ils sont d'autant plus néfastes pour le marché qu'il n'existe pas de solution miracle pour diminuer leur activité hormis la prévention par le brevetage extensif des différentes variations technologiques et l'achat de brevets complémentaires à des tiers. En effet, le *Troll* étant une coquille vide qui ne possède que des brevets et ne commercialise pas de produits, aucune contre-attaque pour ouvrir une négociation n'est possible. En 2013, la « *White House Task Force on High-Tech patents* » a estimé que les entreprises majeures de la téléphonie dépensaient plus en frais d'avocats et en achat de brevets défensifs qu'en R&D.

Les législateurs sont impuissants face aux *Trolls* (Pénin, 2012). Par exemple, l'obligation de mettre sur le marché d'un produit lié au brevet mettrait fin à l'activité des universités et des intermédiaires. Les nouveaux *trolls* sont plus puissants qu'auparavant, car constitués de spécialistes des litiges financés par des fonds d'investissement puissants, parfois mandatés par des concurrents (Lloyd, 2016). Au pic de leur activité, 400 *Trolls* étaient répertoriés.

Les grandes entreprises se sont regroupées pour créer des pools de brevets défensifs. Les brevets de ces pools sont achetés sur le marché avec des fonds provenant des entreprises participantes qui bénéficient en retour d'une licence non exclusive gratuite de tous les brevets. Cette mise en commun permet une mutualisation des coûts et crée

une barrière défensive qui va beaucoup compliquer l'action des trolls, voire les dissuader. En effet, les Trolls ne s'engagent pas dans des procès dont l'issue est incertaine ou qui dureront trop longtemps en raison du grand nombre de brevets à prendre en compte. Plus le nombre de brevets présent dans le pool est important, plus la dissuasion est importante. Le fait que les Trolls aient acheté 70% des packages de brevets disponibles sur le marché est particulièrement inquiétant pour les entreprises. Celles qui n'ont pas encore rejoint de pools de grands agrégateurs de brevets défensifs devraient le faire rapidement (Unified Patents, RPX, the Open Innovation Network...). De manière similaire, la mise en place de standard technologique et le recours à l'open source permettent de réduire le pouvoir des *Trolls* (Reitzig, Henkel, & Heath, 2007).

Au niveau national (Japon, Chine, Corée...), des fonds souverains stratégiques furent créés afin d'empêcher l'achat de leurs brevets par une entreprise étrangère et pour acheter à l'étranger des brevets renforçant la domination commerciale de leurs entreprises dans certains secteurs (Terroir & Monroig, 2013). Le succès fut modéré, car les sommes à mobiliser pour acheter certains « Rembrandt » accompagnés de leurs dérivés pouvaient se monter à des centaines de millions de dollars. Les pouvoirs publics ont pris d'autres initiatives pour développer ce marché secondaire : listes et bases de données de brevets accessibles par licence, réseaux d'innovateurs pour relier acheteurs et vendeurs, encouragements à la licence de technologie fondatrice dans des domaines d'intérêts généraux.

2.5. Les évolutions radicales du rôle des brevets et son impact sur leur qualité.

Le brevet est désormais loin du simple outil de protection des inventions qu'il a pu être. On peut alors dresser une liste des différentes fonctions, en fonctions des caractéristiques des entreprises :

Tableau 2 Les différents usages des brevets

| Objectif | Catégorie principale de déposant | Catégorie principale technologique |
|---|---|------------------------------------|
| Protection des contrefacteurs | Tous | Toutes |
| Communications auprès des consommateurs | Tous | Toutes |
| Communications auprès des investisseurs et de la direction générale | Grandes entreprises | Toutes |
| Obtenir des financements | Primordial pour les start-ups | Toutes |
| Liberté d'exploitation | Tous | Toutes |
| Dissuasion et Négociation de cross licences | Tous sauf les producteurs de technologies | Complexes |
| Accorder des licences | Tous déposants, primordial pour les producteurs de technologies | Toutes |
| Exclusion des concurrents (<i>Preemptive Patenting</i> et <i>Patent Fences</i>) | Grandes entreprises | Discrètes |

Toutes ces pratiques indiquent que la taille du portefeuille compte beaucoup. Plus l'entreprise a de brevets, plus elle semble dominer son marché et plus elle en tirerait de revenus que ce soit par exploitation de ses inventions ou par recours au marché secondaire du brevet. Ces pratiques s'alimentent les unes les autres. Les directions générales suivent de très près l'évolution de la taille du portefeuille de brevets de leurs concurrents exigeant un rattrapage ou une accélération des dépôts pour conserver leur avance. Les investisseurs font de même. Librement accessible, simple de calcul et paraissant robuste, le nombre de brevets déposés s'est imposé mondialement comme la métrique des capacités d'innovation. C'est ainsi en toute conscience que les entreprises ont eu l'incitation à produire l'indicateur plutôt que ce qu'il est censé indiquer (Macdonald, 2004).

C'est le nombre et pas la qualité des brevets qui compte, car il s'est installé dans l'écosystème l'idée qu'ils ne seront pas analysés individuellement, faute de moyen adéquat, rapides, consensuels et financièrement abordables. Ainsi, toutes les entreprises cherchent des solutions pour réduire le coût des brevets et la tendance mondiale est à une diminution du soin individuel apporté à chaque dépôt. Le nombre de brevets est moins

lié à la pertinence des technologies qu'au comportement des concurrents, et à l'opinion des investisseurs et des consommateurs. Ce décalage laisse penser que la qualité technologique moyenne des inventions brevetées a baissé de manière considérable, à travers deux mécanismes : la dilution et le nivellement par le bas.

La dilution concerne les brevets protégeant une réelle innovation. Au lieu d'un seul dépôt de portée large, plusieurs dépôts couvrants chacun une partie de la technologie vont être déposés. Dans le jargon des ingénieurs de brevets, cette méthode s'appelle le « saucissonnage ». L'invention est alors protégée par plusieurs dépôts de qualité technologique individuelle plus basse. Cette multiplication rapide va donner l'impression que les barrières de brevets sont plus importantes, ou augmenter artificiellement les enchevêtrements, ce qui renforce l'effet dissuasif.

Le nivellement par le bas entraîne le dépôt de brevet couvrant des inventions à peine incrémentales, ne conduisant *in fine* à aucun produit ou amélioration technologique significative. Leur examen par l'office est rapide et leur coût de production très bas. Ils ne sont généralement pas étendus à l'étranger. Néanmoins, ils satisfont les besoins en communication des directions générales et les attentes des investisseurs. Les entreprises ont donc arbitrés en faveur de la quantité au détriment de la qualité de leurs brevets (De Rassenfosse, 2013).

En parallèle, il a été constaté que le taux d'échec des lancements d'inventions récentes serait de 85 % contre une moyenne historique de 66 %, ce qui semble démontrer que trop d'inventions n'apportent qu'un bénéfice marginal aux consommateurs (Giget, 2018).

En utilisant divers indicateurs de qualité technologique et de valeur, plusieurs études empiriques à grande échelle ont noté la baisse du standard moyen de délivrance des différents offices (De Rassenfosse, Griffiths, Jaffe, & Webster, 2020). Elles pointent un accroissement des brevets de « raffinement » en parallèle d'une raréfaction des inventions de rupture (Terroir & Monroig, 2013), et une baisse de la qualité générale des

inventions déposées, notamment dans les offices recevant le plus de dépôts, c'est-à-dire la Chine et les États-Unis (De Rassenfosse et al., 2020). Ces résultats interrogent sur les critères de brevetabilité des offices. Ceux-ci étant sensés ne délivrer que des brevets novateurs et dont les droits n'empiètent pas sur ceux d'autres brevets.

2.5.1. Les offices de brevets au cœur du problème de la qualité.

Concernant la qualité des brevets, la surabondance de dépôts est entretenue par des critères de brevetabilité trop bas et un manque de temps des examinateurs pour identifier l'art antérieur pertinent. Les différentes études empiriques observent que la baisse moyenne de la qualité débute au milieu des années 1980 et s'accroît en parallèle de l'explosion des dépôts de brevet (Pottelsberghe De La Potterie Van & Van Zeebroeck, 2008). Le phénomène interpelle, car la baisse de qualité vient diminuer les bénéfices tirés du système de brevet, notamment en étant sources d'incertitudes sur la capacité du brevet à défendre l'invention devant une cour de justice (Dumont, 2015).

Ce problème ne concerne pas tous les offices dans les mêmes proportions, car ils sont indépendants et ont leurs propres critères d'exigences. Les offices américains (USPTO) et chinois (CIPO) sont considérés comme ayant les critères d'examen les plus bas, notamment par rapport à l'office japonais et européen (De Rassenfosse et al., 2020). Un brevet délivré par un office exigeant comme l'office européen (OEB) est alors mondialement reconnu comme un signal d'innovation fort. Ainsi les entreprises détenant des brevets européens sont mieux évaluées que les autres, ce qui n'est pas le cas des brevets américains (Belenzon & Pataconi, 2013). Si l'USPTO appliquait les mêmes critères que l'OEB, 20% à 35% de ses brevets américains n'auraient pas été délivrés (De Rassenfosse et al., 2020; Lei & Wright, 2017). Les préoccupations vont alors grandissantes concernant la qualité d'un grand nombre de brevets délivrés par l'USPTO : « *There is widespread and growing concern that the Patent and Trademark Office issues far too many "questionable" patents that are unlikely to be found valid based on a thorough review of the sort one sees in patent litigation.* » (Lemley & Shapiro, 2005).

En 2004, Jaffe et Lerner publient : « *Innovation and Its Discontents : How Our Broken Patent System is Endangering Innovation and Progress, and What to Do About It* ». Ils expliquent alors comment deux mesures mises en place par l'USPTO et la justice américaine entre 1980 et 1990 ont participé à l'explosion des brevets en favorisant les déposants.

La première mesure concerne l'examen des brevets, affaibli par le changement du système de rémunération des services de l'USPTO, désormais directement indexé sur le nombre de brevets délivrés. Ceci pousse alors les dirigeants de l'institution à formuler des directives pour continuer de délivrer des brevets qui seraient refusés dans des offices plus exigeants (Lei & Wright, 2017).

Il faut alors comparer le système de sélection entre brevet européen et américain. À l'OEB, la sélection s'opère au moment de l'examen, en déterminant si le brevet répond aux critères de délivrance, avec un taux de refus relativement élevé. À l'USPTO, la sélection va se faire par l'implication des concurrents du déposant, en deux étapes. Dès la publication, n'importe quel tiers peut fournir des éléments, « *third party observations* » (TPO), démontrant que le brevet ne remplit pas les conditions nécessaires. La procédure y est d'autant plus facilitée qu'elle est digitalisée et automatisée. La fourniture des informations peut avoir lieu à 3 moments : « *Preissuance Submission* » et la « *Protest* » avant et jusqu'à 6 mois après la publication, puis la « *Post Grant Review* » jusqu'à 9 mois après la délivrance. En 2015, 79 % des TPO étaient jugées pertinentes pour l'examen du brevet (Sources USPTO).

La seconde décision concerne les décisions de justice. Une fois que les brevets ne peuvent plus être annulés par l'office via les TPO, les concurrents vont se tourner vers la justice pour identifier les chevauchements de revendication négligés par les examinateurs. Ils vont alors aller devant un tribunal de districts, relativement rapide, pour demander l'annulation du brevet. Si le tribunal refuse, il est possible de faire appel. Les brevets américains deviennent plus complexes à annuler, car ces appels des décisions

des tribunaux de districts ne peuvent plus se faire que par la cour fédérale, ce qui augmente largement les coûts et la durée de la procédure d'annulation. La sélection des brevets américains ne se fait alors moins sur les conditions de brevetabilité, mais plus sur la concurrence. Ainsi, à qualité égale, un brevet représentant une menace importante pour une entreprise aura plus de chance d'être refusé *in fine*. Le modèle de brevet américain repose donc sur une approche plus libérale, considérant que si un brevet se révèle problématique, il sera annulé par l'action des acteurs du marché.

Chaque brevet de faible qualité est alors un procès en puissance. Cette multiplication des procès, qui ont triplé depuis 2000, conduit Jaffe et Lerner à déclarer que les avocats spécialisés en PI sont devenus des acteurs plus importants de l'écosystème de brevet américain que les examinateurs eux-mêmes. La décision revient alors à un jury, qui sera évidemment influencé par les arguments légaux des avocats du déposant et de ses concurrents. Une fois encore, ce système est défavorable aux plus petites structures ne disposant pas des moyens de mobiliser un cabinet d'avocat pour chaque procès. Face à leurs difficultés à se défendre par elle-même, elles sont alors obligées de verser une rente à une entreprise ou un pool de brevet de grande taille, qui leur fourniront une capacité de dissuasion plus à même de défendre ses intérêts, comme nous l'avons vu dans la partie 3 sur les brevets défensifs.

Cet accroissement du nombre de brevets délivrés présentant des chevauchements de revendications est problématique. Je l'ai déjà évoqué dans la partie concernant les *pools de brevets*, comme l'obligation d'obtenir les droits de milliers de brevets pour commercialiser un produit. Cette difficulté à identifier le réel propriétaire d'une technologie et la portée réel d'un brevet est légalement défini par « *Notice Failure* », et représentent un réel danger pour l'innovation car plutôt courant (Meurer, 2016). Ce phénomène induit un coût supplémentaire pour les entreprises qui doivent se substituer aux offices pour faire annuler les brevets non conformes, et un risque ultérieur majeur d'être condamné pour contrefaçon. Ceci peut déstabiliser nombre de petites

entreprises qui ont besoin de brevets, mais qui comprennent que la délivrance d'un brevet ne les met pas à l'abri de poursuites.

Face à ces enjeux, trois solutions sont régulièrement mises sur la table. Accroître le temps alloué à l'examen de chaque brevet à condition de relever les standards internes de délivrance (Lei & Wright (2011)). Adapter les ressources allouées à l'examen en fonction de la complexité technologique de la demande. Remplacer les membres des jurys par des juges, moins influençables et conseillés par des experts de la technologie.

Le cas de l'USPTO est intéressant, car il s'agit d'un cas bien documenté, car les brevets délivrés protègent un grand marché. Cependant, les mêmes critiques pourraient s'adresser, dans différentes proportions, aux autres offices. Étudier le rôle des offices permet alors de comprendre pleinement que les changements des pratiques de brevetage des quarante dernières années ne sont pas que du fait des entreprises privées, mais aussi des institutions. L'évolution de l'écosystème est donc systémique, et il est nécessaire de le prendre dans son ensemble pour comprendre les nouvelles règles du jeu et les défis auxquels les innovateurs doivent aujourd'hui faire face. Dans cette situation, les différents acteurs ont besoin d'analyser les éléments empiriques à leur disposition, notamment au travers de ce que l'on nomme le *Patent Analytics*. Cet ensemble de techniques consiste à exploiter les informations contenues dans les brevets afin de guider la prise de décisions, des entreprises comme des politiques. Il s'agit le plus souvent d'outils statistiques et de visualisation, dont je dresse une revue dans le chapitre 3.

2.5.2. Une évolution du management qui perturbe l'analyse des portefeuilles.

Chaque brevet est unique, tant dans ses qualités que dans ses applications. Le nombre de brevets n'est donc plus un proxy pertinent de l'innovation produite par une entreprise. Plusieurs études avaient déjà soulevé la question et il est aujourd'hui évident que le décompte des brevets doit être pondéré par des indicateurs de qualité. Les citations reçues sont un indicateur de la qualité technologique et de la valeur du brevet

(Hall et al., 2005; Moser et al., 2018). Cependant, cet indicateur néglige l'importance du management et les diverses motivations du déposant de brevets. Un seul indicateur ne peut permettre de comparer des brevets déposés pour protéger une invention, exclure des concurrents, améliorer l'image de l'entreprise ou délivrer des licences. De plus, chaque secteur fonctionne selon un modèle commercial différent rendant non pertinente la comparaison des entreprises des secteurs différents, comme le démontrent les études comparant différents secteurs technologiques (Squicciarini et al., 2013).

De même, plusieurs classements des entreprises les plus innovantes sont produits chaque année, la plupart prenant comme critère principal, voire unique, le nombre de brevets. Les entreprises du secteur électronique et des technologies de l'information déposant beaucoup plus que celles opérant dans d'autres secteurs, il s'est rapidement avéré que ce classement devait avoir lieu secteur par secteur, pour être pertinent. Le classement le plus important pour les entreprises est celui établi par Clarivates Analytics, car cette société dispose des données nécessaires et de l'expertise nécessaire pour y parvenir. Malgré cela, chaque année, la méthodologie de classement des 100 entreprises les plus innovantes est critiquée, obligeant Clarivates Analytics à la modifier quasiment chaque année. Mais, en devenant plus précis et robustes, les critères de classement se complexifient et la méthodologie est de moins en moins transparente. En conséquence, les informations disponibles dans les classements ne permettent pas de reproduire le classement en raison de l'introduction de pondérations non dévoilées.

Enfin, les analyses de portefeuilles à grande échelle et au niveau mondial se heurtent à des obstacles très rarement pris en compte. L'évolution des rôles et des stratégies liées aux brevets décrites plus haut, proviennent de retours d'expériences de professionnels de la PI et des avis d'experts éclairés. Il est essentiel de les prendre en compte dans les études quantitatives, ce qui n'est généralement pas le cas, à notre connaissance. Les études quantitatives se focalisent généralement sur une zone géographique restreinte, une catégorie de déposant (grandes et petites entreprises, universités ...), un secteur ou sur l'impact de nouvelles réglementations. Ce type d'étude a permis de constater

une baisse de la globale de la qualité moyenne due à l'explosion des brevets, mais elle ne permet pas d'analyser l'effet primordial du management des portefeuilles de brevets. L'approche qualitative permet d'identifier différents phénomènes observés à l'échelle des déposants, mais est limitée dans la mesure de l'impact à grande échelle. À l'inverse, la méthode quantitative n'a permis que de constater de grands changements, puis de formuler des hypothèses quant à leurs origines, et parfois de les relier aux conclusions des études qualitatives. Face à ce constat, les chercheurs et surtout les analystes de l'industrie utilisant des méthodes empiriques pour analyser la quantité considérable d'informations des bases de brevets ont fait évoluer leurs outils, avec différents objectifs : identifier les évolutions technologiques, détecter les meilleures inventions, caractériser les technologies produites par les différents déposants ou encore former des partenariats technologiques. L'état de l'art de ces différentes méthodes, leur portée, leurs avantages et leurs inconvénients seront exposés dans le chapitre suivant ainsi qu'une proposition de cheminement pour analyser, mesurer et comprendre l'évolution du management stratégique des brevets.

Encadré 3 : L'évolution radicale de l'utilisation des brevets et ses conséquences

Au cours des 35 dernières années, l'utilisation des brevets par les entreprises a évolué de manière radicale. Cette transformation prend son origine aux alentours de 1985 lors de la prise de conscience du potentiel financier des brevets par de grandes entreprises comme Texas Instruments ou IBM, qui commencent à faire valoir leurs droits de PI pour générer des revenus conséquents. Cette nouvelle pratique fait des émules, et les brevets sont soudainement devenus un des actifs les plus rémunérateurs. Les entreprises étaient alors toutes convaincues de posséder un Rembrandt oublié dans le grenier qu'est devenu leur portefeuille encore peu exploité. Par un effet boule de neige, les dépôts se sont multipliés aux débuts des années 2000. Cette explosion continue à ce jour, notamment par la progression exponentielle des dépôts chinois. Cette « explosion des brevets » changea les règles du jeu.

Tout d'abord, les directions des entreprises, soucieuses de l'image d'innovateur de l'entreprise, exigèrent que leur dépôt soit équivalent à ceux de leurs concurrents directs. Ce comportement détacha l'importance du brevet de sa qualité technologique. Cette multiplication des brevets de faible qualité fut à l'origine, notamment à cause de certains offices, de chevauchement de droits entre les brevets de différents déposants, notamment au sein des Patent Tickets. Les conflits légaux instaurèrent un nouveau rapport de force entre les entreprises où le plus fort possédait le plus grand portefeuille. Ce nombre de brevets leur servait alors à la fois de force de dissuasion et de négociation, que ce soit de manière individuelle ou dans les alliances de PI comme les Patent Pools. Cette évolution s'est alors accélérée par la progression du marché secondaire, qui non seulement fluidifie les transferts de propriété, mais a permis à de nouveaux acteurs de développer de nouvelles activités. Parmi eux, les *Patent Trolls* qui augmentent les risques de se voir poursuivre sans même avoir connaissance d'enfreindre les droits d'un brevet. Face à l'explosion du risque de poursuite, les entreprises se sont servies des brevets comme moyen de défense. Elles ont soit alors déposé toutes les variantes possibles d'une technologie par des Patent Fences, ou bien en se regroupant en club afin d'acheter, à la place des Trolls, des brevets dont les droits sont rendus accessibles aux membres.

Cette évolution de l'écosystème de brevet a modifié l'utilisation des brevets par les entreprises. Il s'agit alors d'un nouveau régime d'appropriation, qui induit de nouvelles stratégies d'appropriations qui s'expriment au travers de nouveaux usage et motivations pour breveter. Ils peuvent alors servir des rôles traditionnels comme protéger une invention commercialisée ou délivrer des licences, mais aussi assurer la liberté d'exploitation, augmenter le pouvoir de dissuasion, exclure des concurrents d'une technologie entière ou améliorer son image d'innovateur auprès des investisseurs, des consommateurs et de la direction de l'entreprise elle-même.

Chapitre 3. Les différentes approches méthodologiques de l'analyse des brevets.

Comme discuté dans les chapitres précédents, l'évolution de l'utilisation des brevets par les managers de la PI explique en grande partie l'explosion des dépôts. Or les moyens d'analyse des brevets à disposition des entreprises ne permettent pas d'établir une stratégie de management efficace, adaptés à un environnement qui ne cesse d'évoluer. Les notations internes, issues d'une discussion entre l'inventeur et le comité d'évaluation des brevets, sont utiles pour le management quotidien des brevets, mais s'avèrent rapidement insuffisantes lorsque les enjeux deviennent majeurs. Pour évaluer la valeur d'un brevet, la recherche d'équivalent auprès des pairs ou avec des intermédiaires du secteur ne suffisent pas à combler cette lacune, tant la valeur d'un brevet fluctue avec son environnement, le profil des déposants et une centaine d'autres facteurs généralement peu, ou pas pris en compte. La seule option complémentaire efficace est de recourir aux données appliquées aux analyses empiriques et prédictives. Un certain nombre d'outils ont été progressivement mis à la disposition des entreprises, mais les nombreux biais qu'ils comportaient ont entraîné le rejet de la plupart d'entre-deux par les entreprises. Attirées par ces outils, nombre d'entreprises ont été amenées à faire des erreurs stratégiques alors qu'elles espéraient disposer d'un levier compétitif nouveau. Les applications revendiquées par ces outils sont diverses, telles que la comparaison des capacités d'innovation, l'identification des concurrents et partenaires potentiels ou encore la détection de nouvelles tendances technologiques.

Parallèlement, les chercheurs s'intéressant à l'innovation et à son management ont développé leurs propres outils d'analyse, parfois très sophistiqués. Certains de leurs résultats ont déjà été repris dans des outils commerciaux destinés aux entreprises, sous forme de start-up et spin-off.

L'analyse des brevets peut poursuivre divers objectifs, en fonction des connaissances et informations désirées par les chercheurs ou les analystes qui la conduisent, et de la

méthode choisie. Elle peut être un outil de visualisation, permettant de rendre lisible la somme colossale d'informations contenues dans les brevets. Cette visualisation permet d'identifier les acteurs les plus actifs dans un secteur, les tendances technologiques, ainsi que les concurrents ou collaborateurs potentiels. La visualisation a donc un aspect stratégique essentiel.

D'un autre côté, elle permet aussi d'évaluer la qualité des brevets. Il s'agit d'une problématique essentielle, à la fois pour l'auto-évaluation des entreprises pour suivre le progrès des projets en interne, mais également pour se comparer aux autres. L'analyse de la qualité peut alors porter sur trois critères : la qualité technologique, la force légale et la valeur économique. Ces différentes qualités dépendent de centaines de critères, et sont estimées par autant d'indicateurs différents. Afin d'analyser les capacités d'innovations des firmes, il faut alors se focaliser sur la qualité technologique, c'est-à-dire la qualité de l'invention protégée.

Ce chapitre va donc présenter les différentes méthodologies d'analyse de la qualité technologique des brevets, préciser leurs différentes applications, leurs avantages et inconvénients afin d'en tirer des recommandations pratiques.

3.1. Les retours directs d'expérience : un outil essentiel pour comprendre les pratiques de managers de la PI.

Due à la complexité technique du matériel de base, l'analyse des brevets et de leur management nécessite de recourir de manière récurrente aux connaissances et expériences d'experts. En effet, un brevet est tout d'abord une documentation technique, et pour un analyste en management sans formation dans le domaine, extraire des informations d'un seul brevet est impossible. Il faudrait alors être capable de positionner un brevet par rapport aux autres pour identifier son rôle et son importance pour l'entreprise. De même, un brevet est aussi un document légal. Si ce domaine peut se rapprocher des compétences du manager, il reste peu accessible sans une lecture longue de plusieurs brevets. Comprendre les pratiques et la stratégie globale d'une

entreprise ne peut alors se faire qu'au travers de l'expérience de ses experts qui l'ont eux-mêmes mis en place.

Il existe alors plusieurs façons d'obtenir leurs expériences et d'en tirer des conclusions utiles pour le management, la recherche ou les politiques d'innovations. La première est le témoignage direct par des articles publiés dans des revues spécialisées, tel *IAM*, au sein de conférences de professionnels organisés par des associations comme le *Club Francophone de L'information Brevet*, ou encore directement par des communications de bureau d'études ou de cabinets d'avocats. Il s'agit alors d'un retour d'expérience direct des experts au cœur de la stratégie, permettant d'obtenir un point de vue interne rare et précieux. Il permet de comprendre le contexte dans lequel l'entreprise se trouvait au moment des faits et les raisons de sa prise de décision, ainsi que les bénéfices qu'elle en a tirés. Ceci va alors permettre à un manager de copier cette pratique s'il estime qu'elle est pertinente vis-à-vis de sa situation. Cependant, ce retour interne est limité sur deux points. Tout d'abord, l'entreprise peut être tentée d'embellir son histoire afin de promouvoir ses capacités de gestion de la PI. Elle peut également volontairement omettre certains aspects clés de sa stratégie qui doivent rester secrets. Il faut alors rester prudent quant à la véracité d'une histoire rapportée par un témoignage unique et venant d'un acteur impliqué. Ensuite, la spécificité des technologies et des différents marchés ne permet pas de généraliser les conclusions de l'expérience de l'entreprise. Ainsi, une stratégie efficace pour une entreprise de semi-conducteur ne produira pas des résultats équivalents pour un chimiste. De même, un marché dont les parts sont éclatées entre des milliers d'acteurs et un marché organisé en oligopole ne permet pas de déployer les mêmes stratégies de brevets ni même de PI, car le contexte fera qu'il sera plus efficace pour l'un de préférer des négociations que des poursuites par exemple. Ces différents témoignages constituent ce que j'appellerai des « intuitions ». Elles ne sont pas la preuve d'un changement systématique, mais plutôt un signal qu'il est possible de déployer des stratégies particulières, qu'il serait intéressant d'étudier.

Il faut alors catégoriser et contextualiser ces différentes expériences par un regard extérieur. Il y a alors plusieurs exemples de tels travaux, les plus connus étant ceux sur lesquels s'appuie en partie le second chapitre : « *A Rembrandts in the Attic: Unlocking the Hidden Value of Patents* » de Kevin Rivette et David Kline ; et « *From arms race to marketplace: The complex patent ecosystem and its implications for the patent system* » de Colleen Chien. Ces deux ouvrages regroupent différents exemples de stratégies mises en place par de grandes entreprises afin, notamment, de les comparer et d'analyser leurs interactions. Pour cela, les auteurs décrivent le contexte historique en apportant des éléments extérieurs non communiqués par les firmes. Par exemple, C. Chien insiste sur la situation financière critique de Texas Instruments, à l'origine de l'optimisation de son processus de valorisation de la PI. De plus, les auteurs vont relier ensemble les différents éléments contextuels qui expliquent l'impact conjoint d'éléments qui pourtant paraissent indépendants. C'est alors ce travail de relecture, de connexion et d'articulation de ces différents événements qui permet de saisir le caractère systématique de cette évolution, touchant tous les secteurs et acteurs, dans des amplitudes et des formes variables.

Afin d'approfondir cette réflexion, il faut s'intéresser aux enquêtes académiques et aux rapports d'organisations internationales qui ont interrogé les différents déposants sur leurs pratiques de brevetage. Les différentes enquêtes auprès de nombreuses entreprises et inventeurs ont permis de dépasser l'analyse au cas par cas pour comprendre l'évolution du management des brevets dans sa globalité ainsi que d'appréhender l'étendue du phénomène. Ces enquêtes constituent aujourd'hui les fondements de ce que nous connaissons des usages des brevets par les entreprises en fonction de leurs diverses spécificités.

Parmi ces études, une des premières et plus conséquentes est PatVal-EU conduite par la Commission européenne. Elle porte sur plus de 9 000 déposants, français, allemands, anglais, italiens, espagnols et néerlandais et dont les résultats sont analysés par (Giuri et al., 2007). L'enquête est extrêmement complète du fait de la diversité des profils

interrogés. Le panel est composé d'entreprises de tailles diverses, d'universités et d'institutions publiques, officiant dans tous les secteurs technologiques. Cette étude a permis d'obtenir de nombreuses informations descriptives comme la proportion de femmes parmi les inventeurs (en moyenne seulement 2,8%, variant entre 1,1% et 7,4% selon les secteurs), la répartition des dépôts par technologie ou la proportion d'inventeurs ayant un doctorat (en moyenne 26%, variant entre 9,3% et 59,1%). De plus, les questionnaires ont permis d'identifier les sources de connaissance privilégiée des inventeurs, que ce soit d'anciens brevets ou publications scientifiques, les retours des consommateurs ou d'autres acteurs. Enfin, l'enquête a permis de mesurer l'importance des flux de connaissances en fonction de la proximité entre deux acteurs, qu'elle soit géographique ou organisationnelle. Ainsi, par-delà ces informations sur la nature des déposants et de leur activité, cette étude a permis pour la première fois à grande échelle de s'intéresser aux motivations qui poussent les inventeurs à breveter, ainsi qu'à l'utilisation faite par les entreprises de ces brevets. De même, c'est cette enquête qui démontra que la plupart des brevets n'étaient que de faible valeur, et notamment que les entreprises en étaient parfaitement conscientes (Gambardella, Harhoff, & Verspagen, 2008). Enfin, c'est la prise en compte à la fois des différences entre technologies et les différents types d'acteurs qui permettent d'identifier des SA fondées sur les brevets très hétérogènes. Ces critères étaient alors négligés dans les précédentes études, dont la portée limitée ne permettait pas de constater l'impact du management sur les dépôts et par conséquent de la diversité des pratiques. Aujourd'hui, l'observation des activités d'innovation continue au travers des enquêtes communautaires sur l'innovation (ECI) réalisées tous les deux ans par les États membres de l'UE et certains pays partenaires. D'autres enquêtes viennent également compléter ces résultats, notamment celles menées par Holgersson en 2013, 2017 et 2021, en se positionnant à chaque fois sur une nouvelle problématique. Cependant, d'autres méthodes basées sur les données de brevets (que nous verrons plus tard dans ce chapitre), permettent d'obtenir de telles informations. Ces données contribuent alors à observer l'évolution, toujours en cours, du management de l'innovation ainsi que des utilisations des brevets.

D'autres résultats plus récents ont obtenu des résultats similaires pour des inventeurs américains et japonais (Torrise et al., 2016).

Par la suite, l'utilisation d'enquêtes a permis aux universitaires d'approfondir leur connaissance des pratiques de management des brevets. Par exemple, Ernst & Fischer (2014), ont pu relier les performances des nouveaux produits commercialisés avec l'intégration des fonctions de R&D et de brevetage de 200 entreprises allemandes. Leurs résultats soulignent alors l'importance des capacités de management des brevets sur l'appropriation de la création de valeur par l'invention. De même, les enquêtes sur les rémunérations des inventeurs de Giarratana, Mariani, & Weller (2018) leur ont permis d'expliquer pourquoi dans certains cas l'instauration de bonus au brevet a conduit à une baisse de la qualité des inventions et une réduction des efforts fournis en R&D. Un résultat intéressant qui semble pointer que dans certains cas, le management encourage les ingénieurs à produire des brevets plutôt que des innovations. En reliant les résultats de l'enquête sur les inventeurs à leurs brevets, ils ont alors réussi à créer un modèle empirique robuste. Ces travaux illustrent les conclusions des auteurs de la Pat-Val-EU sur la nécessité de modéliser empiriquement les conclusions de ces différentes enquêtes qualitatives. En effet, si celles-ci nous ont permis de constater les caractéristiques systémiques de l'évolution des rôles des brevets ainsi que sa diversité au travers des déposants et des technologies, leurs portées restent limitées une fois considérés les millions de brevets existants. Ne pas avoir accès à des outils d'analyse robuste ne permet pas de généraliser ces résultats et surtout de les rendre utiles, par exemple, à un chef d'entreprise qui s'interroge sur la manière dont il doit manager ses brevets.

Pour cela, nous avons heureusement accès à une source de données plus riches que toutes les enquêtes possibles au travers des données de brevets. Ces données fournies sous forme « brut » gratuitement par les offices, et souvent revendu de manières « raffinés », sont extrêmement riches. Selon les bases, elles contiennent une quantité considérable d'informations sur jusqu'à près de 150 millions d'inventions. Elles constituent une ressource indispensable pour l'analyse des brevets.

3.2. L'utilisation des données de brevet : une source d'informations riche, mais complexe.

Le 6 mai 2017, *The Economist* publiait l'édition de son hebdomadaire sous le titre "*The world's most valuable resource is no longer oil, but data*¹⁵". L'article central défend alors l'idée que les données sont désormais le plus efficace des leviers de croissance, notamment pour les GAFA, car elles permettent de décrypter le comportement des consommateurs grâce à la "*God's eye view*". Cette vision presque omnisciente leur permet alors d'anticiper les besoins des consommateurs et les évolutions du marché, sur le court comme le long terme. Concrètement, ils vont pouvoir donc commencer à développer des produits en avance sur les autres ; ou mieux, identifier les jeunes entreprises à succès qui deviendront des concurrents et les racheter avant. C'est par exemple ce qu'a fait Facebook avec WhatsApp en 2014 pour 22 milliards de dollars pour ce que beaucoup considéraient alors comme un simple système de messagerie. Les données sont devenues la forme moderne du savoir, et le savoir c'est le pouvoir (de marché). Ainsi, Amazon sait ce que vous voulez acheter, Google ce que vous cherchez et Facebook ce que vous allez faire. C'est alors cette capacité de prescience qui est la plus valorisée par les investisseurs, par exemple, Tesla qui n'a vendu que 25 000 véhicules pendant que General Motors en vendait 2,2 millions, mais qui est plus valorisé. Tesla n'est en réalité pas valorisé pour sa capacité à vendre des voitures, mais à rassembler des données, une voiture autonome en fonctionnement générant alors 100 gigas de données brutes à la seconde !

¹⁵ <https://www.economist.com/leaders/2017/05/06/the-worlds-most-valuable-resource-is-no-longer-oil-but-data>

Figure 10 Couverture de *The Economist* du 6 mai 2017



Le domaine des brevets n'échappe pas à cette évolution, et au sein de domaines technologiques aussi complexes, mobiliser les données de brevets demeure la meilleure solution pour comprendre les pratiques du management des brevets moderne. De même, pour les professionnels, des données de brevets correctement exploités sont des outils précieux pour la prise de décision. Mais les brevets ont une spécificité rare par rapport aux données exploitées par Google ou Facebook : elles sont publiques. L'objectif d'un brevet étant de diffuser une solution technique, tout le monde peut librement accéder à un brevet, d'autant plus facilement avec internet. Rapidement, des bases de données ont répertorié les informations publiques contenues dans ces brevets, et elles constituent la matière première de toute l'analyse de brevet.

Cependant, de manière paradoxale, c'est la richesse de ces bases qui rend l'analyse des brevets complexes. En effet, la patent explosion s'est mécaniquement accompagnée d'une explosion de la taille de ces bases qui croulent désormais sous leur propre poids.

La surabondance d'informations qui en résulte rend finalement très rare l'information réellement exploitable. Comme nous l'avons mentionné plus haut, une part de la faute revient aux offices, parfois trop laxiste sur la délivrance des brevets. Une solution pour rendre l'information plus claire serait donc que les offices réduisent sa production en relevant leur niveau d'exigence, mais cette solution semble peu probable. Une solution plus pragmatique est alors d'améliorer notre capacité d'analyse de ces données, ce qui représente un défi méthodologique considérable.

Dans cette partie, j'aborderai les problématiques liées aux données de brevets, que ce soient leurs origines, les différentes méthodes d'analyses et leurs applications.

3.2.1. Des bases de données de brevets de qualité inégale.

Si les brevets sont publiquement accessibles sur les différents sites des offices, ces accès libres ne constituent pas une base de données interrogeable et exploitable pour des analyses à grandes échelles. Ainsi, il est en effet possible de retrouver et consulter n'importe quel brevet, par exemple sur l'USPTO Web Patent Databases ou l'Espacenet de l'OEB depuis 1998. Mais ces outils ne permettent pas de compiler des informations sur des milliers de brevets et par conséquent les premiers travaux sur les données de brevet, qui remontent à ceux de Griliches dans le dernier quart du 20^e siècle, se sont faits sur papier et calculette. Il a fallu attendre la fin du siècle et la démocratisation de l'informatique pour voir émerger les premières bases de données librement accessibles avec les travaux du NBER menés par Hall, Jaffe & Trajtenberg, sur quelque 3 millions de brevets publiés entre 1963 et 1999 par l'USPTO. Par la suite, plusieurs initiatives ont rendu possible l'accès aux données de brevets sans se limiter aux brevets américains et sans limites temporelles. Elles vont alors sourcer et rassembler les données telles que fournies par les différents offices, pour proposer des bases mondiales. La première est Patstat, une base accessible en ligne proposée par l'OEB depuis 2006. Cette base est mondiale, proposant des données ne se limitant pas aux brevets de l'OEB pour un prix relativement faible. Accessible via des commandes SQL, elle permet grâce à des mots-clés et aux classifications technologiques de sélectionner

les brevets désirés. De manière similaire et la même année, la plateforme Google Patents permet d'accéder aux brevets délivrés dans les plus grands offices, mais de manière gratuite. L'accès a depuis été même facilité par l'intégration à l'outil *Big Query* qui relie plusieurs bases de données en libre accès de Google. Cependant, la qualité des données n'est pas la même, et c'est là où réside une différence considérable entre toutes les bases. En plus de la couverture internationale de la base, cette différence de qualité s'explique par le travail effectué sur la matière brute qu'est la donnée de brevet telle que publiée par les offices. Ainsi, l'OEB, qui était déjà réputé pour la qualité de son examen, a notamment regroupé les brevets en familles INPADOC sur PatStat, en rassemblant les brevets déposés par un même déposant autour d'une invention ou technologie. L'agrégation se fait alors par les examinateurs eux-mêmes ce qui améliore considérablement l'analyse des activités d'innovation (Martínez, 2011). Cette définition est alors reprise et disponible sur d'autres bases bien plus coûteuses. De plus, en collaboration avec l'OCDE, la base est améliorée régulièrement, notamment au niveau de l'harmonisation des noms de déposants et l'intégration d'indicateurs de qualité des brevets basée sur les citations et les classes. Un tel nettoyage des données est essentiel. Tout d'abord, les examinateurs ne sont pas exempts de commettre des erreurs humaines, notamment au moment de classer les brevets. Les systèmes de classifications que ce soit CPC ou IPC sont des systèmes hiérarchiques cumulatifs, extrêmement complexes et en constante évolution. Les brevets pouvant parfois correspondre à plusieurs dizaines de classes, il n'est pas rare que les examinateurs se trompent lors de l'examen, même s'il demeure complexe d'estimer dans quelles proportions. Pour parer à cela, la société Clarivate sur sa base *Derwent World Patents Index (DWPI)* retravaille chaque brevet en les reclassifiant, en réécrivant les titres et résumés et en harmonisant les noms des inventeurs et déposant à la main. Ce processus est long et coûteux, ce qui explique le prix très conséquent de la base, environ 50 fois plus élevée que Patstat.

Enfin, un dernier critère va être la compatibilité d'une base avec d'autres bases. D'abord, ce qui peut se révéler plus important est la compatibilité avec d'autres bases. Selon les problématiques, utiliser d'autres données que les brevets se révèle souvent

nécessaire. Par exemple, l'analyse des relations sciences-industrie nécessite de relier les brevets aux publications académiques, ce que permettent de faire la plupart des bases, mais avec une efficacité variable. Ainsi, PatStat propose le numéro DOI (attribué aux publications académiques) pour certains de ses brevets, mais dans une faible proportion et qui ne permet pas toujours de faire le lien. Il est alors nécessaire de lier ces brevets via une base tierce, permettant de relier les numéros de brevets à des bases comme Microsoft Academics ou PubMed (Marx & Fuegi, 2020; Rassenfosse & Verluise, 2020). D'autres bases vont bénéficier du fait d'appartenir à une entreprise possédant d'autres bases et qui proposent donc de les relier. C'est le cas pour la base DWPI, dont la maison mère possède également la base Web of Science. Enfin, il est d'intérêt de connecter les brevets à d'autres bases, comme celles proposant des données financières et économiques, ainsi que des informations personnelles sur les inventeurs. Le lien est alors plus complexe, car il ne s'agit plus de numéros, mais de noms. Ces données textuelles varient de manière considérable d'une base à une autre, et même au sein des bases il est courant de retrouver une même entreprise ou inventeur sous des noms différents. Mis à part un traitement supplémentaire des données, automatisée ou à la main, la seule solution, à ma connaissance, est de recourir à Compustat, qui possède une entrée unique pour chaque entreprise. Plusieurs projets sont en cours actuellement, mais ils sont pour l'instant restreints aux brevets américains de la base du NBER (Arora, Belenzon, & Sheer, 2021; Liu & Mei, 2019). Pour les analystes en gestion, un tel lien serait particulièrement utile pour analyser les pratiques des entreprises, et relier leurs brevets à leur performance à grande échelle.

Ensuite, entre les bases de brevets elles-mêmes, il peut être intéressant de combiner différentes bases afin de bénéficier de tous leurs avantages. L'idée ne semble pas extravagante, puisque toutes les bases sourcent leurs données dans les mêmes publications des offices. Cependant, le traitement de ces données brutes, qui justifient de recourir aux bases, complique leur utilisation combinée. Afin de l'identifier, chaque brevet se voit attribuer un numéro. Malheureusement, ce numéro n'est pas universel, et le même brevet peut porter un numéro différent d'une base à l'autre. Une fois encore,

c'est une affaire de choix. Ainsi, certaines bases vont utiliser comme référence le numéro de dépôt ou de publication. D'autres bases vont plutôt recourir à un numéro de famille, créer par les offices (INPADOC, DocDB...) ou par la base elle-même, comme le fait DWPI avec ses experts en interne. Ces numéros varient alors entre les bases, certaines ajoutant l'année, l'office ou encore la situation de délivrance du brevet, résumé par une combinaison de chiffres ou de lettres (A1, A2, B1...). J'ai moi-même créé mes familles dans mon étude cosmétique en me basant sur les dates de priorités attribuées à chaque brevet. J'ai alors choisi de nommer la famille par le numéro d'application du brevet déposé en premier dans la famille. Enfin, certaines bases choisissent d'articuler leurs tables de données autour d'un numéro de référence créer par la base au moment d'ajouter le brevet, comme le fait PatStat. Toutes ces variations font qu'il est difficile de relier deux bases sans perdre une grande partie des données, ce qui oblige souvent à n'en utiliser qu'une seule à la fois, ce qui impose de faire un choix.

Le choix de la base de données la plus adaptée se fait donc sur trois critères : la couverture, internationale et temporelle, de la base, qui se traduit par le nombre de brevets ; la qualité des données, c'est-à-dire le prétraitement appliqué aux données brutes fournies par les offices ; et enfin la compatibilité avec d'autres bases. Une fois les données récupérées, la question de la méthode d'analyse des données se pose. Considérant les milliers voire centaines de milliers de brevets composant un secteur ou quelques grands portefeuilles, analyser l'ensemble de ces données nécessite des techniques spécifiques. Une première étape intéressante est de pouvoir visualiser l'ensemble de son jeu de données en se concentrant sur les relations entre les éléments qui le constituent. Pour cela, l'analyse en réseau constitue une technique pertinente.

3.2.2. L'analyse de réseau appliquée aux brevets.

L'analyse de réseaux, dont les algorithmes ont pour origine de la théorie des graphes, était particulièrement employée à l'origine en sociologie. L'analyse de réseau, en mettant l'accent sur les relations entre les positions sociales au sein d'un système,

offre un outil puissant pour dresser un tableau systématique de la structure d'un ensemble de brevets. Tout comme les sociologues, les analystes de brevets disposent d'une solution plus accessible et personnalisable dans l'analyse de réseaux. Les brevets sont d'ailleurs un domaine particulièrement adapté à l'analyse réseau pour trois raisons.

Tout d'abord, si la plupart des analyses utilisent des méthodes en deux dimensions entre « *nodes* » (les individus : pays, entreprise, inventeur, brevet...) et *ties* (ceux qui les relient entre eux), la richesse des données de brevet permet d'ajouter d'autres dimensions à un graphe. Ainsi, il est envisageable d'y introduire en plus les champs technologiques ou la fréquence des citations reçues pour introduire de la nuance dans l'analyse, ce qui demeure impossible avec l'outil de cartographie (Sternitzke, Bartkowski, Schramm, & Ilmenau, 2008).

Ensuite, tout en utilisant des données de brevets, il est possible de se placer à différents niveaux en fonction de la problématique. Ainsi, il est possible de créer un graphe à l'échelle d'un office, d'un pays, d'un déposant, d'un inventeur, d'une technologie, d'une famille de brevets... La mise en réseau est alors utile à un vaste public, des politiques intéressés par l'échelle macroéconomique (*Figure 11*) aux inventeurs à l'échelle du brevet (

Figure 12). C'est l'échelle qui déterminera les groupes comparés sur le graphe.

Figure 11 Collaborations internationale mesurée par les brevets co-déposés (Zheng, Zhao, Zhang, Chen, & Huang, 2014, p. 692)

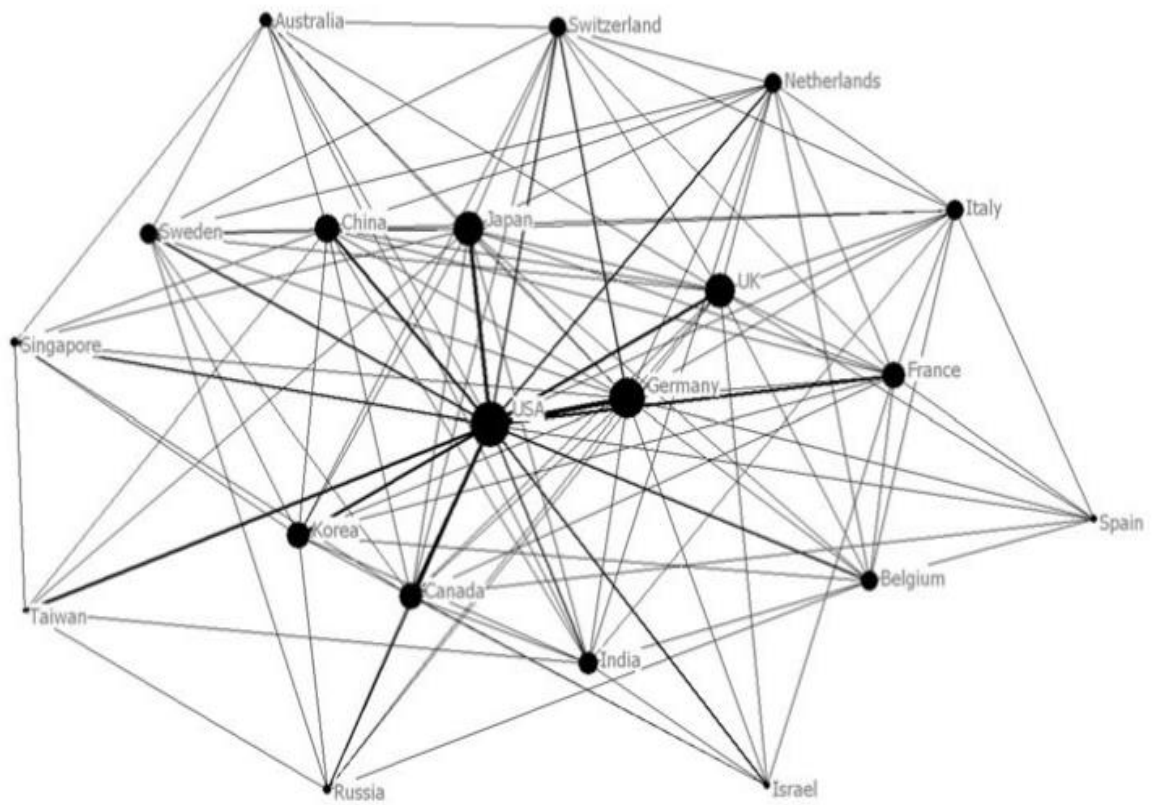
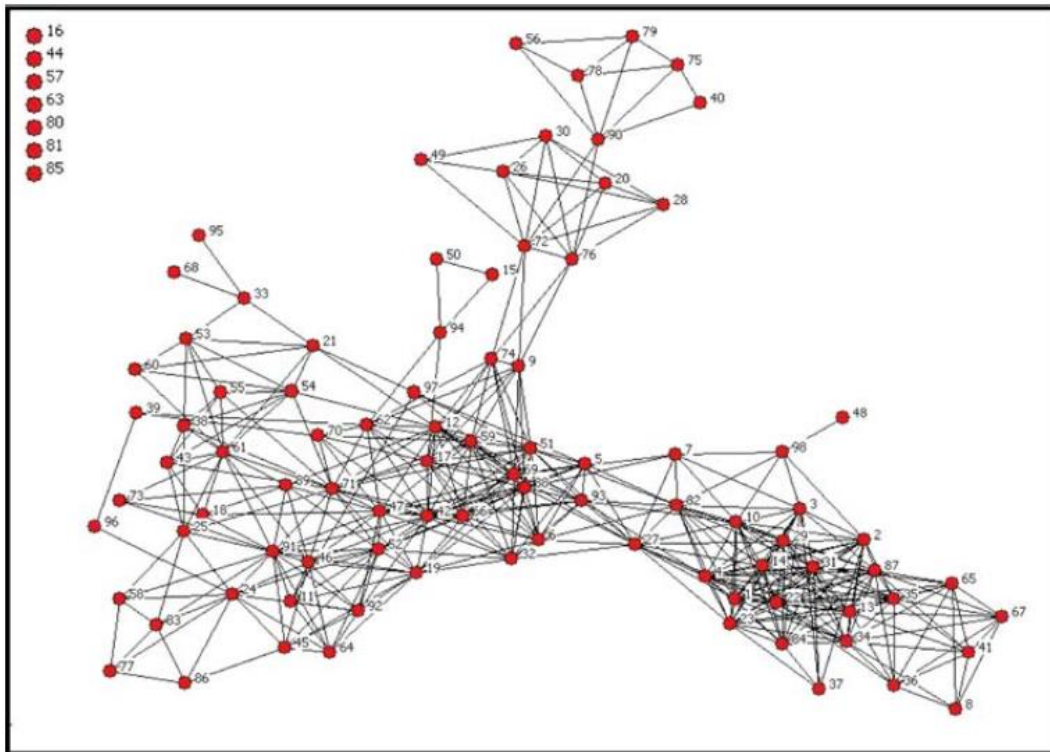


Figure 12 Cartographie des brevets d'afficheur à émission de champ à nanotube de carbone (Chang, Wu, & Leu, 2010, p. 13)



Enfin, les brevets sont reliés entre eux de différentes manières. C'est le lien étudié qui doit répondre à la problématique qui a motivé l'utilisation de cette méthode. Les brevets peuvent être alors liés par une classe ou un domaine technologique commun, une collaboration ayant conduit à un co-dépôt, un contenu technologique similaire ou encore liés par des citations. Le graphe qui résulte de l'analyse de réseau permet alors d'analyser l'interaction des groupes basés sur ces liens.

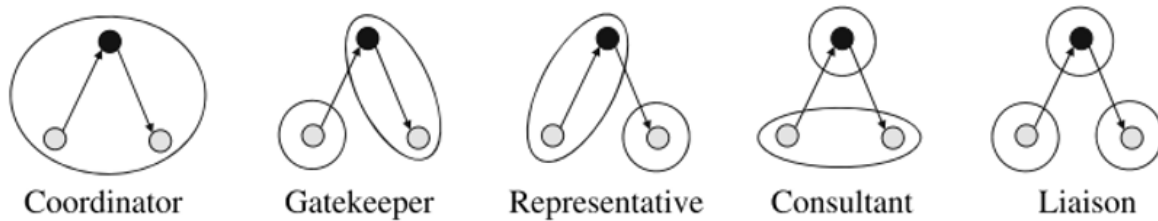
Les objectifs de ces analyses sont multiples et je vais donc m'attarder sur quelques exemples d'applications pertinentes vis-à-vis du management des brevets. Au niveau international, ce type de méthode a été appliqué pour comparer entre eux les pays. On aura donc sur le graphe un nœud par pays, dont la position sera déterminée par un critère basé sur les données de ses brevets par rapport aux autres. Par exemple, le rôle dans le développement d'une technologie via les collaborations internationales de chaque pays permettant d'identifier les acteurs qui ont su se rendre indispensables (Zheng et al., 2014). L'outil peut également être employé à la même échelle, mais sur

plusieurs graphes pour comparer l'organisation du marché de différents pays. Ainsi, sur la technologie des nanofils, le marché sud-coréen apparaît concentré autour de grands acteurs, notamment Samsung, alors qu'il est moins dispersé aux États-Unis (Ozcan & Islam, 2014). À une échelle plus réduite que les pays, nous pouvons positionner les entreprises dans l'environnement en se plaçant à l'échelle des déposants.

Ensuite, il est possible de mettre l'accent sur une ou plusieurs technologies. L'utilisation des co-classifications de manière dynamique peut permettre alors de prédire la convergence de deux technologies (Kim & Kim, 2012). L'utilisation d'abord des co-citations qui représentent une convergence des connaissances est alors un bon prédicteur des co-classifications qui représentent la convergence technologique. De tels graphes permettent alors à des entreprises officiant dans une des technologies de repérer à l'avance de futurs concurrents ou partenaires.

Enfin, l'échelle la plus réduite est celle des brevets ou familles de brevets. Cette échelle permet de comparer le rôle de chaque brevet, mais tout en portant l'attention sur la comparaison de technologies et déposants. Par exemple, si deux entreprises sont proches technologiquement, l'analyse en réseau permet de statuer sur leurs relations. S'ils ne coopèrent pas, alors ils devraient être engagés dans un niveau élevé de concurrence technologique. En revanche, s'ils coopèrent, il semble plutôt qu'ils développent conjointement une nouvelle technologie, en utilisant des compétences complémentaires (Sternitzke et al., 2008). Il est possible de faire de même avec les technologies. En intégrant les citations générées et reçues, il est alors possible d'observer comment l'une contribue au développement de l'autre par des transferts de connaissance (Lim & Park, 2010). Ce dernier rajout permet alors de catégoriser les inventions selon la terminologie de (Gould & Fernandez, 1989), pionnier de l'analyse en réseau de la sociologie, représentée dans la figure 4.

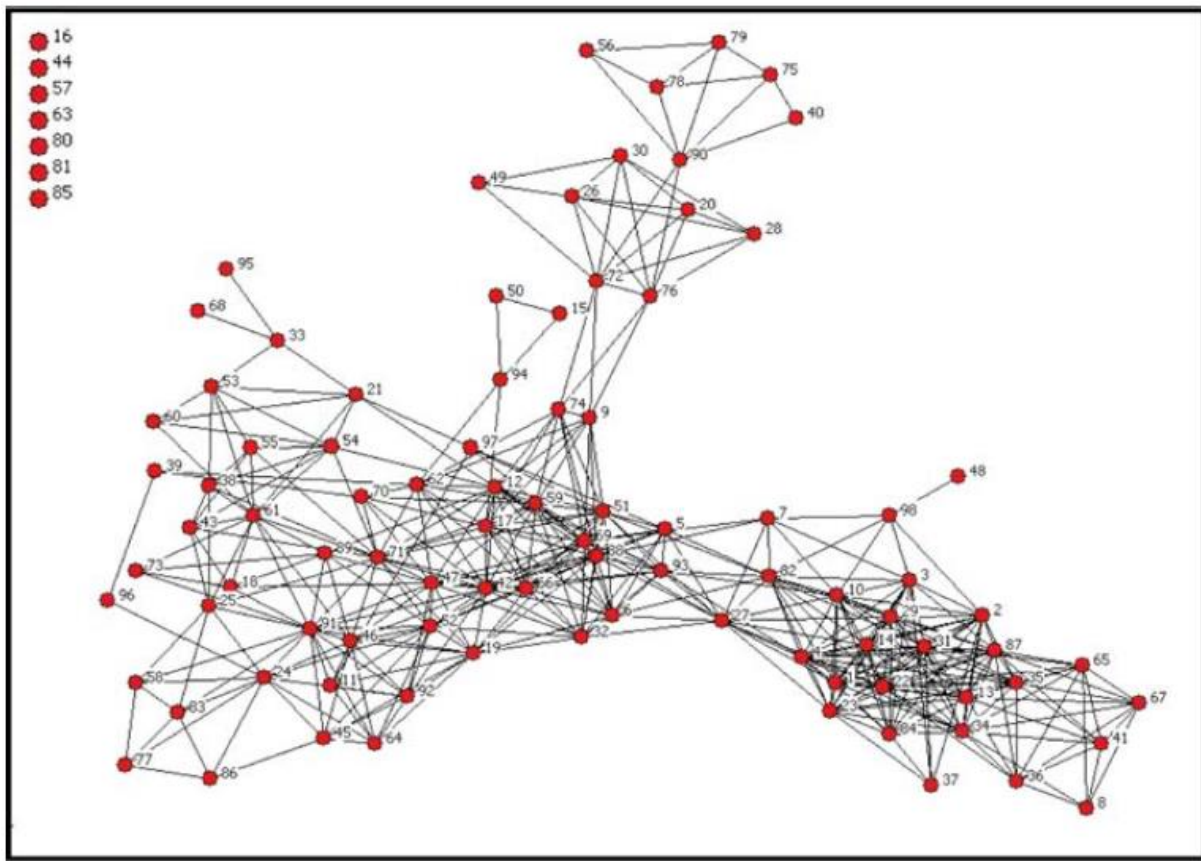
Figure 13 les 5 Catégories de transmetteur de Gould et Fernandez (1989, p. 93)



La transmission se fait entre l'émetteur et le récepteur en gris, via l'intermédiaire en noir qui les relie par des citations représentées par des flèches. Les points dans le même tracé appartiennent à la même technologie. Cette taxonomie appliquée à l'analyse d'un écosystème d'entreprises ou d'inventeur est un outil très utile pour détecter les acteurs les plus performants. Par exemple identifier les « *Gatekeeper* », ces acteurs créatifs qui savent s'inspirer des autres technologies et les appliquer à leurs problématiques. Au sein d'une étude des technologies, il est alors possible de détecter les inventions ayant joué un rôle pivot dans la transmission des connaissances d'une technologie à l'autre.

L'analyse peut donc être appliquée à un niveau d'analyse de brevet et une problématique brevet. Ainsi, l'analyse de réseaux peut être appliquée pour détecter les brevets les plus performants. Une fois regroupés en cluster par l'utilisation de mots-clés (Chang et al., 2010), il est possible de calculer plusieurs indicateurs pour chaque brevet. En calculant pour son cluster la vitesse de développement de sa technologie (la vitesse des dépôts) et la densité (l'étalement des brevets dans le temps), puis en prenant en compte son impact par les citations reçues, détecter les meilleures inventions est accessible.

Figure 14 Brevets regroupés en cluster par mots-clés (Chang et al., 2010, p. 13)

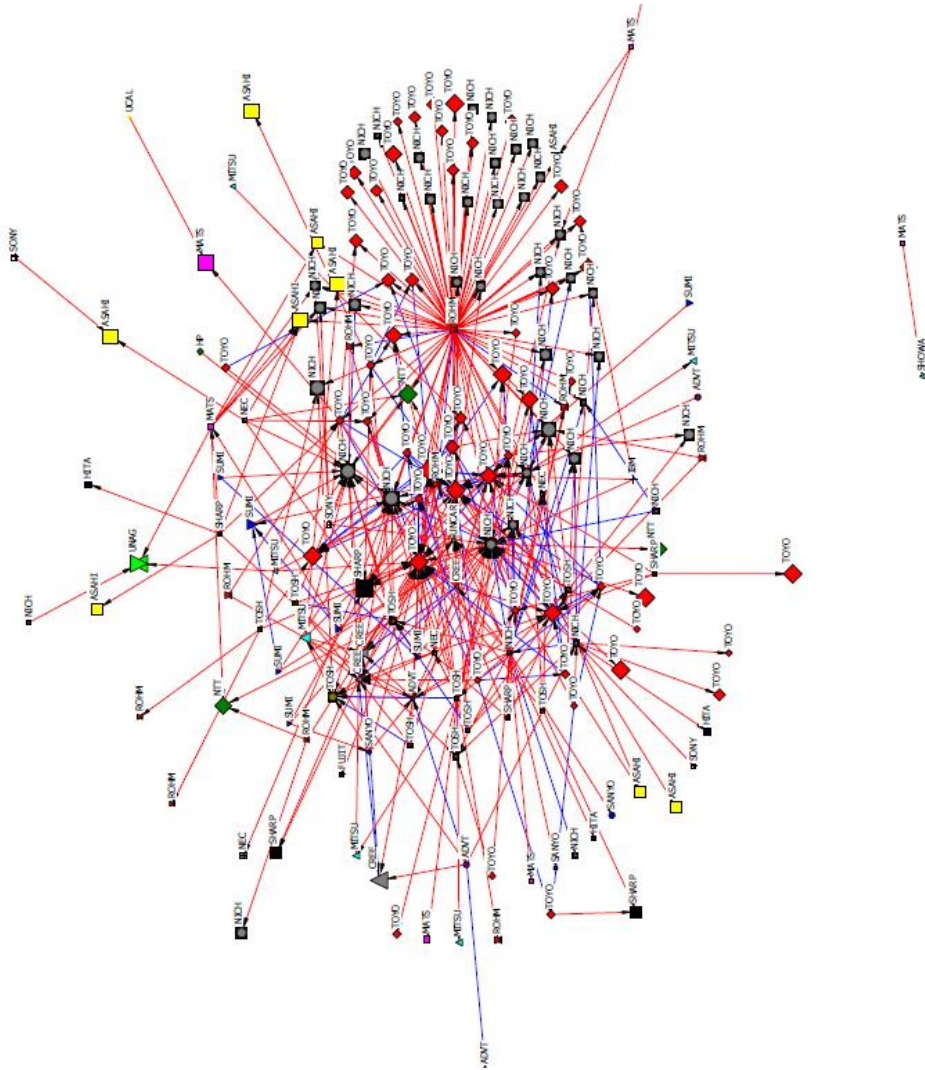


Enfin, une application en lien avec le management des brevets est l'application de l'analyse des réseaux de brevets à l'étude des *Patent Thickets* abordés précédemment. Les *Patent Thickets* sont des enchevêtrements de brevets dont les droits se chevauchent et qui perturbent l'accès au marché des nouveaux produits. Afin de les détecter et de les éviter, une des méthodes les plus efficaces consiste à identifier des réseaux compacts de brevets. (Yuan & Li, 2020) les détecte en identifiant des triplets de brevets se citant les uns les autres et appartenant tous à différents déposants. Ils analysent ensuite ces triplets de brevets manuellement pour identifier l'invention clé au cœur de ce PT.

L'avantage de cette méthode est donc son adaptabilité aux différentes problématiques auxquelles s'intéressent les chercheurs. L'outil demeure moins accessible et populaire auprès des managers dans sa forme de par la difficulté de lecture. Cette difficulté poussera notamment Sternitzke et al. (2008) à réduire la taille de leur échantillon de 90%

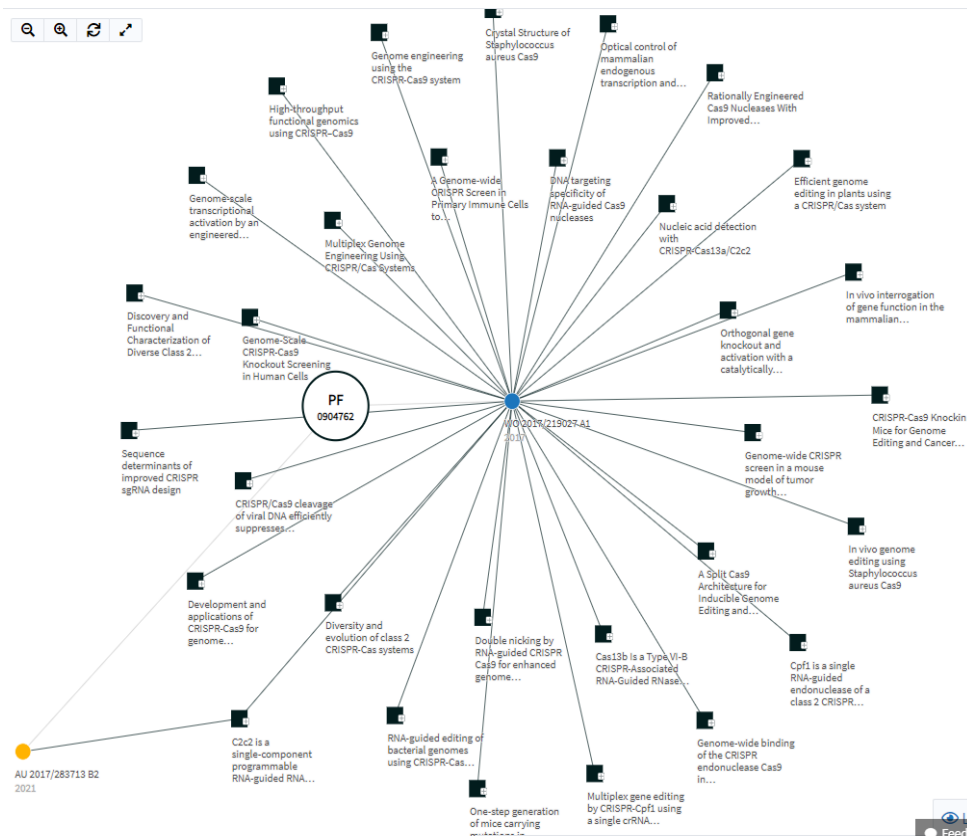
lorsqu'il passe leur analyse de l'échelle entreprise à brevet, en raison du trop nombre de points.

Figure 15 Un graphe complexe à comprendre et analyser (Sternitzke et al., 2008, p. 21)



Une autre limite est le manque d'interactivité des outils développés par les chercheurs qui les rendent moins accessibles aux managers. L'intérêt pour ces derniers n'est pas forcément de comprendre l'évolution globale des interactions à l'échelle d'un secteur, mais plutôt dans quelle proportion est-il lui-même impliqué. Pourtant, il s'agit d'un outil très utile, et certaines offres commencent à émerger sur le marché. Tout d'abord, l'outil fourni par le *Lens Projet*, une base de données reliant publications scientifiques et brevets, propose de créer un graphe basé sur les citations, au niveau d'un brevet ou d'un portefeuille.

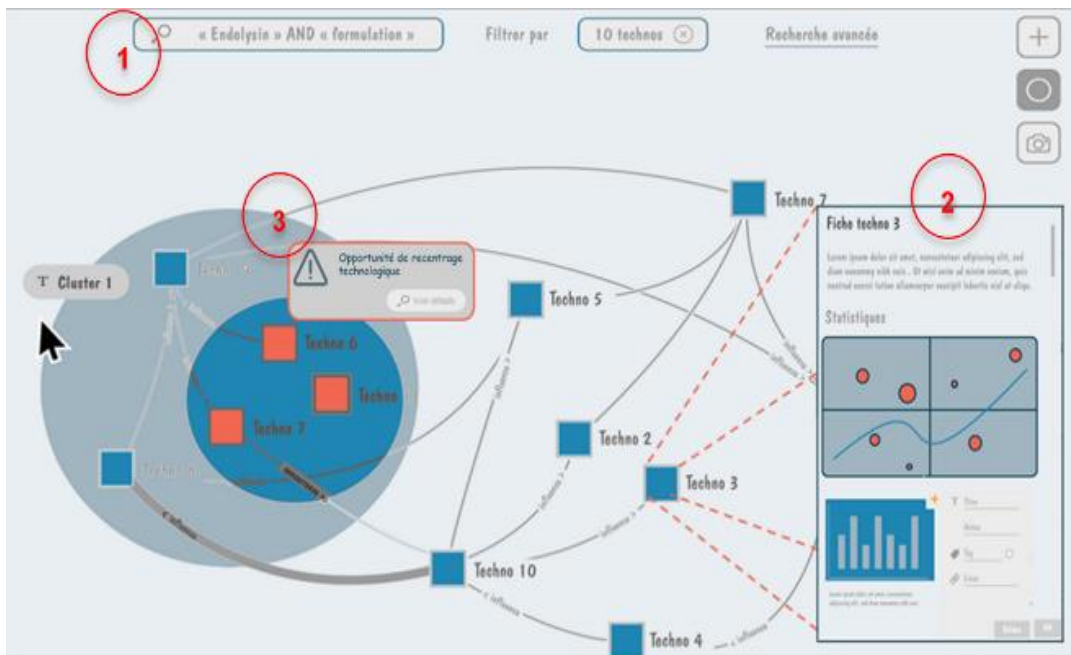
Figure 16 Graphe automatique proposé par le Lens Project¹⁶



Similairement, la start-up française *GraphMyTech* propose aux entreprises de comparer leur portefeuille à celui de leurs concurrents afin de se positionner dans leur écosystème d'innovation grâce à un outil avancé. Ce nouvel outil devrait donner accès à des informations particulièrement utiles pour les analystes professionnels et pour les managers ou veilleurs des départements PI des entreprises.

¹⁶ <https://www.lens.org/>

Figure 17 L'outil de GraphMyTech¹⁷



Il existe cependant un outil recourant aussi à l'analyse de réseaux, développés à l'origine par Thomson Reuters. Plus ancien, il est reconnu par les professionnels de l'industrie comme étant le plus efficace et le plus pertinent. Il est employé par la plupart des grandes entreprises depuis plusieurs années et son mode de visualisation topographique des brevets est particulièrement apprécié par les chercheurs, les stratèges et la direction générale des entreprises. Il s'agit de la cartographie des brevets basée sur la mesure des distances sémantiques.

3.2.3. La cartographie des brevets : un outil stratégique précieux.

Une part importante du travail d'un manager de R&D est d'arbitrer les allocations de ressource destinées aux laboratoires. C'est une décision particulièrement difficile, car les informations dont il dispose sont souvent fragmentaires, contradictoires et partisans. Avant d'investir, il doit positionner les projets en compétition dans leur environnement concurrentiel international. Quels sont les brevets existants ? Vont-ils entraver la liberté d'exploitation des inventions de l'entreprise ? Ces questions sont

¹⁷ <https://www.graphmytech.com/projet>

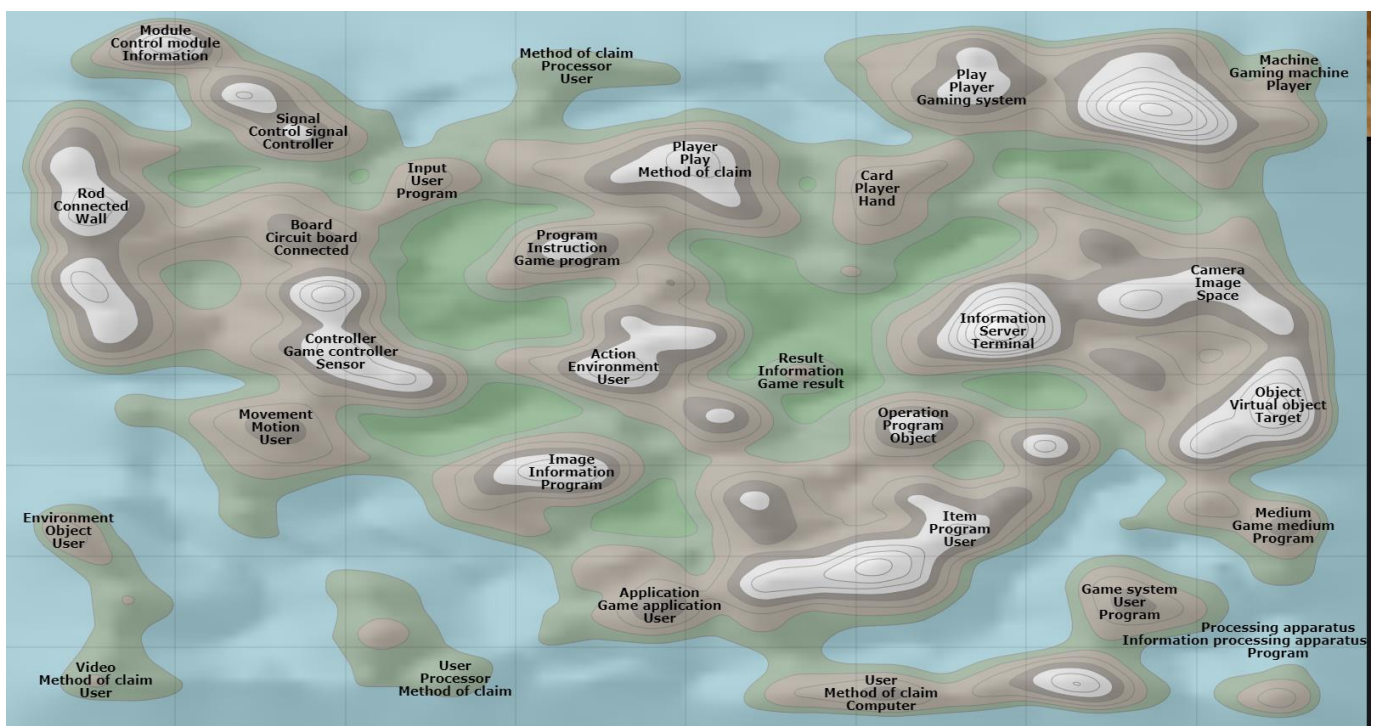
particulièrement difficiles, car aucun inventeur ne peut garantir aujourd'hui qu'il a une connaissance exhaustive de l'environnement en brevets proches de son invention. Une méthode basée sur la lecture systématique de tous les brevets n'est plus envisageable. A fortiori dans des secteurs comme l'électronique où des dizaines de milliers de brevets ont des revendications qui se chevauchent.

La solution proposée s'appuie sur la base de brevets DWPI, qui offre l'avantage de retravailler chaque brevet à la main. Le titre, le résumé et la première revendication sont alors réécrits par un ingénieur spécialiste afin d'uniformiser le vocabulaire employé, et ainsi pouvoir les comparer plus facilement les uns aux autres. Les textes sont ensuite transformés afin de résumer le contenu du brevet en un vecteur de nombre réel selon la technique du *word embedding*. Cette technique est très utilisée dans le traitement automatique du langage (NLP) afin de pouvoir procéder à des calculs sur les données textuelles.

Ces vecteurs à n dimensions sont ensuite projetés sur un espace en deux dimensions qui constitue la carte. Il s'agit donc d'un graphe en deux dimensions de brevets mis en relation par leur contenu textuel, dont la technique est au final proche de celle employée par Chang et al. (2010). Cependant, la force de l'outil réside dans le fait qu'il est automatisé, alors que les mots-clés utilisés par les chercheurs étaient sélectionnés par des experts. Pour sélectionner les mots les plus importants et déterminant la position des brevets, Derwent applique une technique développée dans les années 1970, au début du NLP. L'outil applique le *term-frequency inverse-document-frequency* (TF-IDF) pour identifier les termes les plus discriminants au sein d'un brevet. Cette méthode rend les mots retrouvés dans l'ensemble du corpus moins important et ceux retrouvés le plus souvent dans celui du brevet plus important. Ainsi, un brevet est souvent catégorisé grâce à quelques termes clés apparaissant plusieurs fois dans son titre, descriptions et revendication, mais rarement dans le reste des autres brevets. Si la technique est simple, elle a démontré son efficacité dans l'exercice de NLP appliqué à l'analyse de brevet. Cette technique, du fait qu'elle attribue une valeur aux dimensions composant

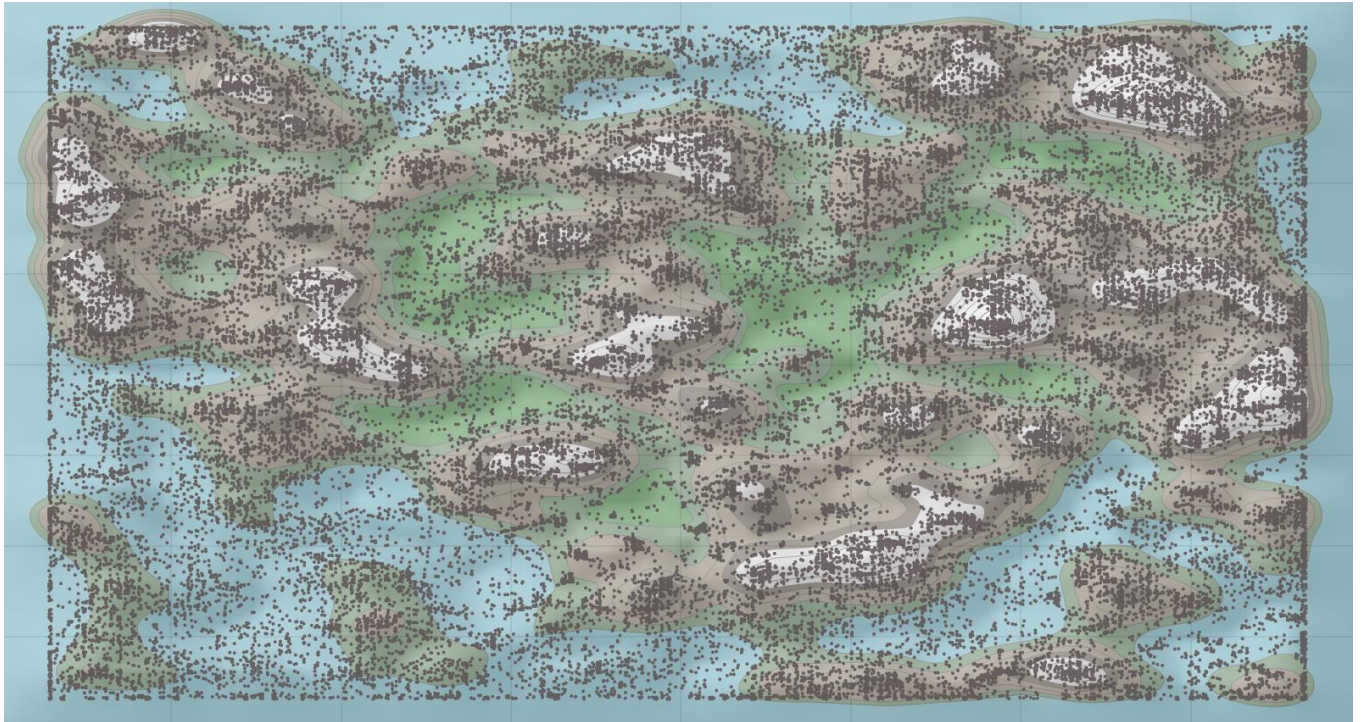
les vecteurs en fonction de l'ensemble du corpus de textes analysés, permet de placer les brevets sur la carte. Prenons l'exemple de deux textes, l'un parlant d'un roi et l'autre d'une reine. Dans un corpus de textes portant sur les classes sociales, nos deux exemples seront proches, car le roi et la reine sont deux statuts sociaux élevés. En revanche, si le corpus porte sur la notion de genre, les deux seront éloignés. La position des brevets sur la carte est donc déterminée par la technologie spécifique qu'ils protègent afin de créer un cluster technologique sur la carte (Figure 18).

Figure 18 Les différents clusters d'une carte sur les brevets de Jeu vidéo



La projection est présentée sous forme de carte à relief, où la hauteur des collines et montagnes est déterminée par le nombre de brevets la composant du cluster (Figure 19). Les brevets différents ou n'appartenant pas un cluster suffisamment important apparaissent donc dans la mer.

Figure 19 Ensemble des brevets composant la carte des technologies du Jeu vidéo



Enfin, les vecteurs vont nous permettre de calculer les distances entre chaque brevet au sein du cluster technologique. En calculant la similarité cosinus entre les vecteurs des brevets, nous obtenons la distance à laquelle ceux-ci doivent être sur la carte. Une fois placée dans son cluster, la position du brevet dépend alors de sa similarité avec les autres brevets. Les brevets originaux d'une technologie sont donc positionnés à la périphérie des clusters.

Par la suite, il est possible d'afficher chaque brevet sous la forme d'un point sur la carte et d'obtenir toutes les informations le concernant. Un système de recherche permet de localiser n'importe quel brevet constituant la carte. Après avoir repéré son brevet, le manager va alors pouvoir explorer les brevets aux alentours du sien ou ceux composant une technologie, pour identifier les opportunités et risques d'aller dans cette direction. Si son brevet se trouve dans la mer (niveau zéro, donc très peu de brevets), alors il n'y a que peu de risque de voir des brevets concurrents émergés rapidement ou que l'accès au marché soit ralenti par le besoin de négocier une licence. La cartographie est

donc la première étape, celle de repérage, avant de lancer un nouveau produit ou de se lancer dans un nouveau projet de recherche.

D'un autre point de vue, identifier les brevets de ses concurrents font de cet outil un atout défensif. En surveillant les brevets de ses concurrents, il est possible de prévoir leur trajectoire technologique de deux manières. Tout d'abord, identifier les nouveaux projets technologiques des concurrents en cours de développement en détectant les inventions qui apparaissent dans la mer. Si l'entreprise juge la technologie prometteuse, elle peut alors tenter de se lancer dans une course avec son concurrent avant que celui-ci ne prenne trop d'avance. Ensuite, dans des montagnes où il y a déjà de nombreux brevets, l'outil permet de détecter de nouveaux acteurs qui tentent de pénétrer un marché déjà mature. Ceci peut se produire lorsqu'une entreprise de grande taille décide de s'attaquer à un nouveau marché, car elle juge qu'elle peut s'imposer face aux acteurs déjà présents. Sa décision peut être motivée par la compatibilité des technologies qu'elle maîtrise déjà, ce qui réduit fortement son coût d'entrée sur le marché. Actualiser régulièrement les cartes est donc nécessaire pour à la fois discerner les nouvelles technologies et acteurs.

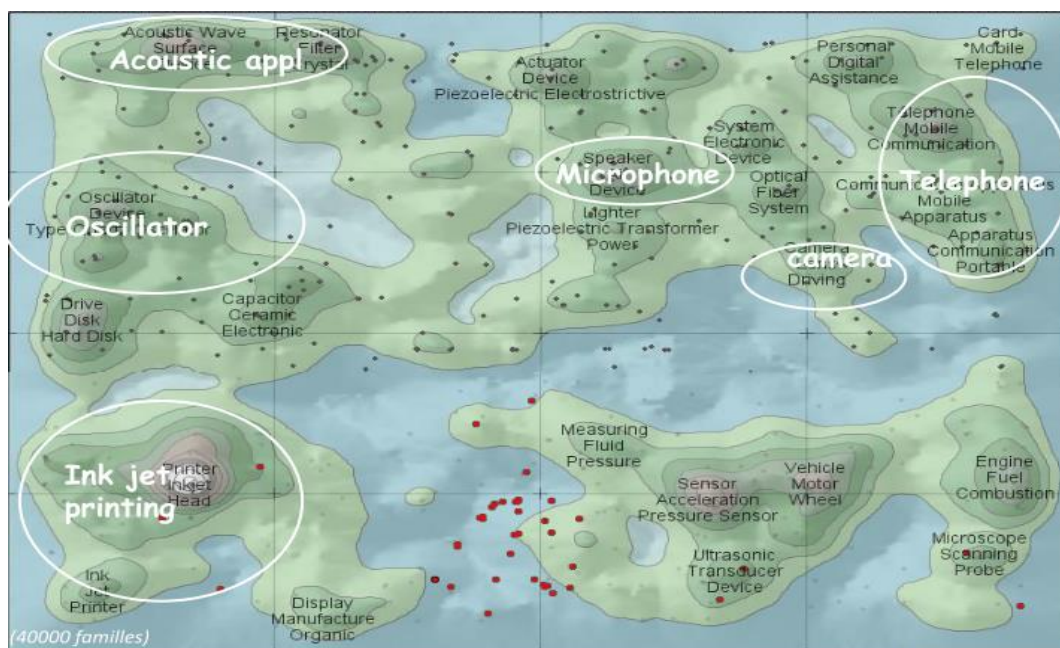


Figure 20 Exemples de détection de l'apparition d'une nouvelle technologie par la carte des brevets

Prenons l'exemple de la Figure 20. Les brevets allumés en rouge dans la mer en bas représentent une nouvelle technologie en apparition. Dans quelques années, la multiplication des brevets dans cette nouvelle technologie pourrait conduire à la création d'un îlot voire d'une montagne si un marché conséquent s'est développé. Anticiper cette course technologique permet de prendre de l'avance et de s'assurer une place dans le nouveau marché.

En plus de cela, cette carte est utile pour discerner les plus importants déposants d'une technologie précise au sein d'un secteur. Ainsi, en zoomant sur la zone des microphones, il est possible de lister les acteurs les plus importants, qui représentent alors des concurrents ou partenaires potentiels.

Ces cartes sont des outils précieux au plus haut niveau de décision des entreprises lors des opérations de fusion/acquisition (Caillaud & Sternberger, 2021). Lorsque deux entreprises envisagent de fusionner ou que l'une souhaite racheter l'autre, la carte permet de superposer les deux portefeuilles. Ainsi, des portefeuilles présents à différents emplacements de la carte sont tout autant d'occasion de diversifier les activités de l'entreprise qui va pouvoir être présente sur tous les marchés du secteur. À l'inverse, les zones de chevauchement seront les technologies où la présence de la nouvelle entité sera plus conséquente, ce qui renforcera sa position par rapport aux autres. Dans le cadre de la réglementation sur la régulation de la concurrence, les cartes peuvent alors être un outil précieux pour les autorités pour prévenir la création de monopoles. Ce fut par exemple le cas de l'opération de fusion entre Dow et Dupont en 2017. La cartographie ne s'adresse donc pas qu'aux entreprises, mais aussi aux institutions publiques et aux organismes nationaux stratégiques. Pour des technologies essentielles, telles que la santé ou l'énergie, un pays ne peut se laisser exclure de la course technologique mondiale. Or, lorsque l'on regarde la Figure 21, où les inventions vertes sont chinoises, les rouges sont américains et les jaunes sont européens, on observe des zones d'exclusivité. En plus d'être exclue de ces marchés, ces pays sont en retard dans le développement de ces technologies. En cas de pénurie, comme nous l'avons connue au

cours de la crise du Coronavirus, un tel retard peut avoir de lourdes conséquences. On pensera alors évidemment à l'exemple des vaccins contre la covid-19, qui ont conduit au questionnement des capacités de R&D et aux politiques de soutien à l'innovation de certains pays, dont la France avec l'échec du vaccin Sanofi/Pasteur.

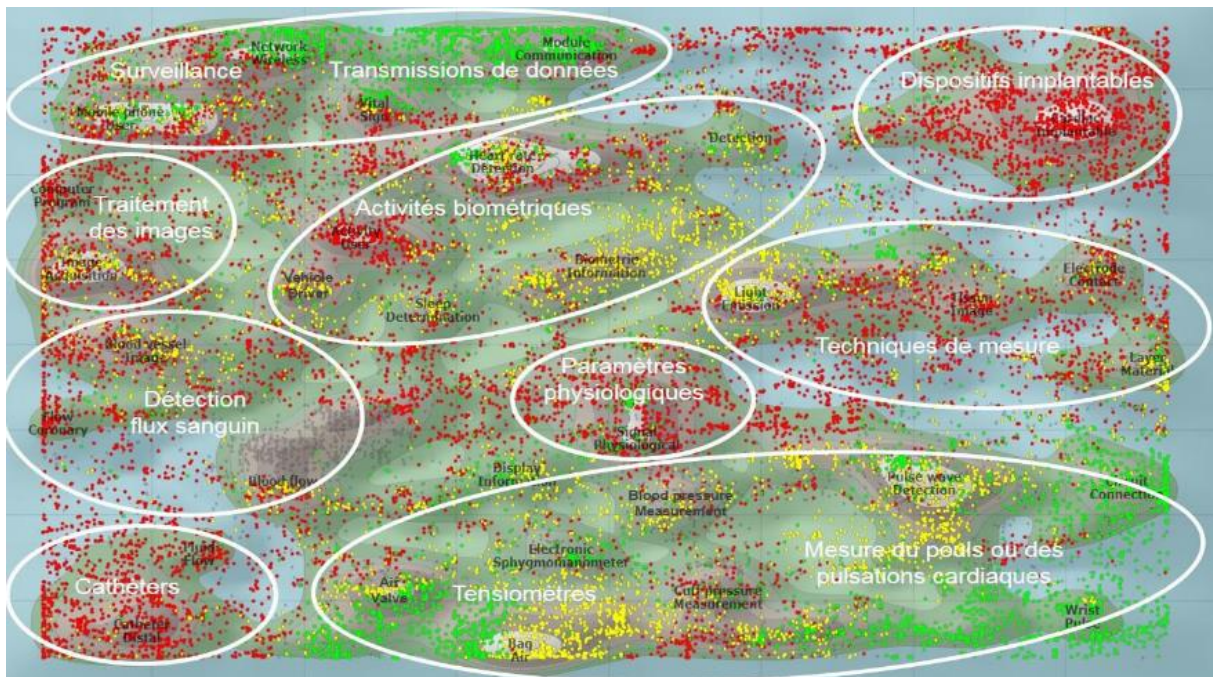


Figure 21 Carte internationale des brevets médicaux

La cartographie brevet est donc un outil précieux et polyvalent dans ses applications : identifier les concurrents et partenaires potentiels, détecter les nouvelles technologies et les acteurs dominants. Cartographier les brevets est une des méthodes les plus claires pour délimiter, définir puis surveiller un écosystème technologique. Cet outil justifie, entre autres, la valeur de la base DWPI, dont les concurrents sur ce type d'outil restent rares.

Si la cartographie est un outil précieux pour la prise de décision des managers, l'outil peut montrer certaines limites pour les chercheurs. Si l'outil en ligne permet de faire quelques réglages concernant la mesure sémantique (choix des parties du brevet à prendre en compte, sélection des mots à exclure ...), il demeure une boîte noire dont les données ne sont pas accessibles. L'outil ne permet pas alors de récupérer le vecteur de chaque brevet ou bien même les distances d'un brevet à l'autre. Ne pas récupérer

ces données constitue une limite pour les chercheurs qui désirent approfondir l'analyse par des statistiques descriptives ou en développant des modèles empiriques. Pour ces raisons, certains préfèrent avoir recours aux analyses de réseau discuté dans la partie précédente. Les deux méthodes permettent d'obtenir une image claire d'un ensemble de brevets constituant une technologie ou un secteur. Cependant, l'analyse de réseaux ne permet pas ou difficilement de prendre en compte les qualités individuelles de chaque brevet représenté. Ces outils sont focalisés sur les interactions entre divers éléments en les prenant comme étant égaux. Cette pratique ne permet pas de déterminer le rôle attribué aux déposants parmi ceux que j'ai exposés dans le premier chapitre de cette introduction. Une fois que l'on comprend le positionnement d'un portefeuille par rapport aux autres, il faut s'intéresser à la qualité des brevets le constituant pour comparer les portefeuilles et comprendre les pratiques de brevetage des déposants. Pour cela, il faut recourir aux indicateurs de qualité brevets.

3.2.4. Les indicateurs brevets aux applications et à l'efficacité variées.

Comme le décrit Nagaoka, Motohashi, & Goto (2010), afin d'étudier l'innovation de manière empirique, plusieurs options s'offrent à nous. En premier lieu, demander à des experts de lister selon eux les grandes innovations dans leur domaine chaque année, mais cette donnée n'est pas facilement accessible et demeure très subjective. Ensuite, les dépenses en R&D sont à considérer, mais il ne s'agit que d'une mesure d'entrée qui peut être décorrélée de la production *in fine* qu'est l'innovation. Une réponse d'économiste serait de mesurer la variation de la productivité totale des facteurs non expliquée par les autres investissements. Cependant, cette mesure est affectée par des éléments qui ne relèvent pas de l'innovation elle-même. C'est sur ce constat que les statistiques appuyées sur les brevets s'imposent pour chiffrer l'innovation. Si ces mesures restent des indicateurs de l'innovation, donc des approximations, elles demeurent les plus proches de la réalité, car les brevets sont le résultat presque final du processus d'innovation. On retrace leurs premières utilisations aux années 1990, avec les

travaux de Griliches (1990) et de Narin (1994) sur les statistiques de brevets. Leurs travaux s'inspirent de la bibliométrie qui est une discipline basant son analyse sur les données de publications scientifiques. Cette discipline étudie alors quels sont les chercheurs et pays les plus performants, ainsi que les raisons de ces performances. L'étude des brevets s'est donc calquée sur celles des publications, et il est encore en discussion si cette discipline fait partie de la bibliométrie ou de la technométrie, qui en serait une discipline voisine (Meyer, 2000).

Les premières applications des statistiques de brevets se sont concentrées sur la quantité de dépôt, avec comme raisonnement que ceux déposant plus de brevets sont les plus innovants. Avec l'accessibilité grandissante des données, le nombre de brevets comme mesure de l'innovation produite par une entité s'est alors imposé à la fois dans les analyses d'entreprises que dans les travaux universitaires, et elle est encore largement utilisés aujourd'hui.

Cependant, le compte de brevet n'est pas la mesure parfaite de l'innovation espérée pour plusieurs raisons. La première est le management des brevets tel que décrit dans le premier chapitre. Si les brevets n'étaient que le produit de la sérendipité, le comptage des brevets serait une quasi parfaite estimation de la capacité d'une entreprise à produire des idées innovantes. Or, la décision de breveter et surtout comment breveter dépend de décisions humaines. Ainsi, certaines entreprises préfèrent garder certaines inventions et processus de fabrication secrets, notamment pour les plus importants, ce qui constitue un premier biais. Ensuite, les brevets sont les instruments de stratégies. Conscient que leur capacité d'innovation est souvent réduite au nombre de brevets, les grandes entreprises se sont lancées dans la course aux brevets. Les inventions sont alors "saucissonnées" pour transformer un brevet en plusieurs, et par conséquent les dépôts d'invention de faible qualité sont encouragés par les dirigeants. Ensuite, en conséquence de la course aux brevets, d'autres rôles sont apparus pour les brevets. Dans les technologies dites complexes où se chevauchent les revendications, un grand nombre de brevets sert aux entreprises à s'imposer lors des négociations et à être les

plus importants dans les patents pools. À l'inverse, dans les technologies discrètes, les entreprises peuvent ériger des *Patent Fences* autour de leur brevet clé. Les entreprises déposent alors plusieurs brevets pour chaque invention, mais dans des proportions variant selon la taille de l'entreprise, le secteur et sa stratégie propre. Le comptage des brevets n'est donc pas adapté, car il revient à considérer chaque brevet comme étant issu du même processus de décision et servant le même rôle pour les différents déposants.

La seconde limite de cet indicateur simple est l'hétérogénéité de la qualité des brevets. Il s'agit d'une constatation de plusieurs travaux empiriques : quel que soit l'indicateur de qualité considéré, la répartition des brevets n'est jamais normale, mais biaisée avec une minorité de brevets performants (Squicciarini et al., 2013). Ce fait était déjà bien connu, notamment des managers de portefeuilles. Il reflète également un phénomène plus ancien en bibliométrie, celui de la loi de Lotka quantifiée en 1926, portant sur la performance des scientifiques (Narin, 1994). Celle-ci établit alors qu'une minorité extrêmement faible de scientifiques sont très performants par rapport à une majorité de faible niveau. Basée sur des observations de papier publié par des chimistes, elle stipule une productivité de $1/n^2$. Ainsi, pour 100 scientifiques, 25 publieront 2 papiers ($100/2^2$), puis 11 qui en publieront 3, jusqu'au scientifique star qui lui en publiera 10. On retrouve le même phénomène chez les inventions brevetées, avec une majorité écrasante de brevets de très faible qualité et une minorité de très hauts niveaux. Pour cette raison, le comptage des brevets n'est pas une mesure adaptée à la comparaison de portefeuilles.

Afin de prendre en compte cette disparité de la qualité, les chercheurs et analystes ont proposé de nombreux indicateurs de qualité des brevets. Mais avant de s'y intéresser, il faut discuter de la notion de qualité d'un brevet. On peut trouver trois qualités à un brevet, qui peut toutes les posséder, en avoir deux, une seule ou aucune. Ces trois qualités sont la qualité technologique, la force légale et la valeur économique. Le premier article de la partie 2 sur les résultats, intitulée « *How to measure technological*

quality of a patented invention ? A literature review », traite le sujet des différents indicateurs de qualité technologique, et je ne vais pas réitérer ici la liste des différents indicateurs ni argumenter sur leurs avantages et limites. Je m'attarderais plutôt sur l'intérêt de prendre en compte la qualité pour analyser le management des brevets.

La première est la qualité technologique de l'invention protégée par le brevet. Elle se réfère donc à la solution technique apportée par cette technologie. La qualité technologique est complexe à définir, car de nombreux qualificatifs peuvent s'y rapporter. Ces qualificatifs constituent alors un bloc non monolithique dont la composition varie d'un brevet à un autre. Parmi ces qualificatifs, une partie importante concerne sa nouveauté, qui s'exprime par une différence à l'art antérieur ou l'intégration et la combinaison de sources de connaissances variées. La nouveauté est alors mesurée en utilisant les citations à l'art antérieur qu'ils s'agissent de brevets ou de publications scientifiques, des nouvelles classes ou combinaisons de classes de l'invention ou encore de mesure sémantique. D'autres qualificatifs portent sur la variété d'applications possibles de l'invention, ce que l'on désigne par sa portée ou son scope. Ceux-ci sont alors mesurés par le nombre de classes technologiques dans lesquelles l'invention est catégorisée par les examinateurs ou le nombre et la qualité de ses revendications. Enfin, les derniers qualificatifs de qualité technologique se rapportent à son impact technologique. Un brevet d'invention protégeant une solution technique, son impact est quantifié par la quantité, la vitesse et la diversité des utilisations de cette solution dans de nouvelles inventions. Ces mesures se fondent alors sur différentes méthodes de comptage des citations reçues par le brevet de brevets plus récents.

Ces trois composantes de la qualité technologique, nouveauté, portée et impact, reflètent donc les capacités de la firme à produire de l'innovation. La qualité technologique constitue alors une mesure pertinente de références lors de la comparaison de l'efficacité de méthodes de gestion de ses activités de R&D comme l'investissement, les collaborations et le management de ses équipes de chercheurs. Mesurer cette capacité et

la comparer à différentes échelles (pays, régions, entreprises...) est à la source de nombreux travaux académiques et institutionnels qui s'intéressent aux pratiques à l'origine de la capacité à innover. En parallèle, elle suscite l'intérêt des acteurs privés comme les entreprises et agences de notations pour plusieurs raisons. Elles pourront alors identifier les entreprises les plus innovantes et donc les plus prometteuses, afin d'y investir, de les acquérir ou pour collaborer. Pour les entreprises, cela permet de se positionner par rapport aux concurrents et de questionner ses pratiques.

Par-delà, à l'échelle de l'entreprise, ces indicateurs permettent d'analyser les pratiques de R&D de la firme. Ces dernières reflètent sa stratégie et sont adaptées à son modèle commercial. Ainsi, certaines entreprises fondent leur activité sur le développement et l'exploitation rapide de nouvelles découvertes scientifiques. Ces entreprises déposent alors des brevets protégeant des inventions citant plus de publications académiques plus récentes que les autres. On peut alors également s'attendre à ce que ses inventions soient plus nouvelles et génèrent des classes technologiques. De même, il est attendu des spécialistes ou des petites entreprises de produire des inventions plus radicales, produisant des combinaisons technologiques inédites, que l'on explique par leur nécessité d'explorer de nouvelles méthodes. À l'inverse, les grandes entreprises, qui ne prennent pas de risque, produiront des brevets plus incrémentaux, qui servent l'exploitation et un renouvellement lent de produits « de rentes » connus du grand public. Relier la qualité technologique et la stratégie commerciale de l'entreprise permet alors de comprendre son comportement d'innovation et de brevetage.

Ensuite, la force légale du brevet est sa capacité à défendre les droits de son propriétaire, ce qui lui permet indirectement de générer des revenus grâce à l'application de son droit d'exclusion et en garantissant sa liberté d'exploitation. Sans estimation d'un expert légal, il peut sembler complexe de mesurer la capacité d'un brevet d'être défendu en justice. Même pour eux la tâche demeure ardue, car il y a toujours un perdant déçu lorsque le juge rend sa décision. Il est cependant possible d'estimer la probabilité que les droits d'un brevet soient violés ou que la légitimité du brevet soit remise en

cause. Ainsi, il est effectivement utopique de pouvoir penser évaluer la force légale individuelle de chaque brevet par l'utilisation des données, mais il est possible d'estimer son inverse, c'est-à-dire le risque légal encouru par le brevet. L'évaluation de ce risque est particulièrement importante dans les secteurs de technologies dites complexes, comme l'électronique, où le risque de *Patent Thickets* est important. L'indicateur de fragmentation des droits de propriété dans une technologie donnée est un bon indicateur de risque légal (Ziedonis, 2004):

$$Frag_i = 1 - \sum_{j=1}^J \left(\frac{NBCITES_{ij}}{NBCITES_i} \right)^2, i \neq j$$

Pour la firme i , on calcule alors la concentration de citations provenant de chaque firme j . Si la firme reçoit des citations d'une grande diversité de firmes, il y a alors une fragmentation des droits et l'indicateur augmente vers 1, ce qui traduit un risque fort. L'indicateur renseigne les déposants sur les risques qu'un autre viole les droits d'un de leurs brevets ou qu'ils soient eux même en train d'enfreindre les droits d'un autre avec un de leurs produits. En parallèle, les déposants peuvent s'assurer d'augmenter la protection de leur invention en établissant des barrières de brevets autour d'elle. En empêchant leurs concurrents de déposer des inventions similaires, ils réduisent drastiquement les indicateurs de fragmentation et les risques de poursuites, dans un sens ou dans l'autre. Ce bénéfice de la force légale peut aussi s'estimer sur l'avantage que fournit la possession de nombreux brevets sur une même technologie. Ainsi, la force légale de certains brevets dépend parfois des autres brevets du portefeuille. Cependant, on ne peut pas considérer cette estimation du risque comme un équivalent absolu de la force légale du brevet, car certains acteurs des brevets basent leur activité sur ce risque. Ainsi, contrairement aux manufacturiers, pour les Patent Trolls, qui achètent des brevets pour poursuivre d'autres déposants, le risque légal est une qualité. Dans ce contexte, le bon indicateur dépend donc des motivations du possesseur du brevet.

Enfin, le dernier aspect qualitatif d'un brevet est sa valeur économique. La valeur économique peut être considérée comme la plus importante pour la plupart des déposants, car le brevet est avant tout un outil de motivation pécuniaire à innover. De plus, la valeur d'un brevet est directement affectée par sa qualité technologique et sa force légale. Un brevet protégeant une technologie novatrice et impactant conduira à la commercialisation d'un produit qui a plus de chance de rencontrer un grand succès sur le marché. De même, une entreprise productrice de technologie pourra la vendre à un prix très élevé ou en exiger des licences plus rémunératrices. Ainsi, dans la littérature, les citations reçues sont à la fois utilisées comme indicateur de qualité technologique que de valeur économique, les deux étant alors indissociable. Cette valeur du brevet augmente avec sa force légale qui se traduit par un manque d'alternative et un risque réduit de poursuites et de contrefaçons. Ainsi, un brevet de grande qualité technologique, mais mal protégé sera de plus faible valeur. S'il existe de nombreuses variantes, il aura plus de chance de se voir annuler, et se retrouvera en concurrence avec ces brevets lors de la négociation de la licence.

Mais la valeur d'un brevet ne dépend pas que des deux autres qualités du brevet. Dans de rares cas, un brevet sur une invention relativement simple, dans un secteur sans concurrent qui aurait pu déposer des brevets bloquants, mais qui atteint le marché au bon moment peut générer pendant plusieurs années des revenus confortables. Il faudra alors attendre que des concurrents s'attaquent à ce marché et développent des solutions techniques alternatives pour que le brevet ne constitue plus une rente. À ce jour, à cause de la difficulté de l'exercice de relier brevet et produit, il est impossible de détecter par indicateur ces brevets. Néanmoins, le cas le plus courant de brevet sans qualité technologique ni force légale, mais permettant à l'entreprise d'augmenter ses profits est les brevets à usage marketing. L'entreprise va déposer un brevet uniquement pour apposer un sigle « brevet déposé » sur l'emballage. La technologie protégée par ces brevets est de faible qualité, et ceux-ci n'ont pas vocation à la défendre, car ils seront rapidement abandonnés par l'entreprise elle-même, une fois l'effet de nouveauté disparu quelques années après la commercialisation. D'une manière similaire,

une entreprise peut espérer générer des revenus financiers en améliorant son image d'innovateur auprès des investisseurs. Pour cela, elle va s'appuyer sur un grand nombre de brevets de faible qualité, mais avec pour objectif d'impressionner les investisseurs plutôt que des clients. Il est difficile de détecter ces brevets de faible qualité parmi la masse immense de brevets de faible qualité. Une piste est d'utiliser la valeur que l'entreprise elle-même attribue à ces brevets en analysant l'investissement réalisé dans leur protection. Pour cela, nous avons accès aux données de renouvellement et d'extension des brevets. Rapidement, le bénéfice de ses brevets sera dépassé par le coût croissant généré par les différentes taxes des offices. Un brevet qu'une entreprise ne compte pas exploiter pour un produit sur le moyen ou long terme sera alors rapidement abandonné et peu étendu.

Face à l'évolution du rôle des brevets et à l'inefficacité du comptage, il est nécessaire de recourir à des indicateurs plus complexes, mais surtout plus spécialisés. Il faut alors clairement identifier une problématique ainsi que les réponses attendues avant de recourir aux données de brevets. Pour cela, clarifier si la problématique relève des capacités de la firme à créer des innovations, à les défendre ou encore les faire fructifier est nécessaire. En effet, il s'agit de questionnements distincts dont les réponses ne peuvent être apportées par une unique méthodologie.

Par-delà ces trois aspects de la qualité, si l'on désire étudier la capacité des entreprises à générer des revenus grâce à ses brevets, il faut analyser sa capacité à aligner son activité avec son portefeuille. En somme, cette capacité porte alors sur les trois qualités du brevet. Le portefeuille doit servir la stratégie de commercialisation des produits de l'entreprise à travers sa gestion lors des décisions de dépôts. L'entreprise doit posséder suffisamment d'inventions de haute qualité technologique protégeant des technologies clés portant ses différents produits. Elles doivent régulièrement renouveler ces brevets pour garder leurs parts de marché sur le long terme. Cependant, obtenir de tels brevets, soit par ses capacités de R&D ou par le marché secondaire, est très coûteux et la quantité doit donc être adaptée à la stratégie de l'entreprise. Ainsi de nombreuses

entreprises n'ont pas un grand nombre de tels brevets soit, car leur gamme n'est pas très étendue, soit, car ils ne concentrent pas vraiment leur activité sur l'innovation. Ces entreprises vont pouvoir réinvestir leurs économies de R&D vers des activités de marketing par exemple, qui sont plus rentables pour elles. Ensuite, l'entreprise doit s'assurer que les brevets défendant ses produits soient suffisamment forts légalement. Cela passe par des dépôts massifs de brevets dont la qualité technologique importe peu. Ces nombreux brevets permettent à l'entreprise d'augmenter son pouvoir de négociations en cas de poursuites mutuelles, ou d'empêcher ses concurrents de breveter des inventions similaires. Cet aspect légal de la qualité de son portefeuille contribue à sa capacité à générer des revenus, car il réduit le risque de procès et de devoir dédier une partie de ses revenus aux licences et redevances. La quantité de brevets défensifs (voir chapitre 2), doit être alors adaptée en fonction de la concurrence pour chaque produit. Un produit qui n'a pas de concurrent ne doit pas être protégé par des dizaines de brevets afin de maximiser sa rentabilité. Enfin, la capacité de gestion des coûts engendrés par le portefeuille reflète l'aptitude de l'entreprise à attribuer les ressources adaptées à chacun de ces produits. Ainsi, la couverture géographique des brevets concernés doit être adaptée aux marchés. En considérant le coût d'une extension ou de la procédure PCT, un produit qui a vocation à rester sur un marché domestique ne devrait pas être protégé mondialement. À l'inverse, une entreprise possédant un brevet de grande qualité technologique, mais qui n'est protégé que sur un territoire fait face à un manque à gagner. Même si elle n'a pas la capacité d'exploiter son brevet à l'internationale, elle aurait pu accorder une licence à une grande entreprise ou un acteur local. Cette entreprise n'aura pas su valoriser sa R&D. Une réflexion similaire se fait sur les décisions de continuer de payer les frais de renouvellement des droits de chaque brevet. Ce choix doit se faire en fonction de la concurrence et du succès du produit. Si le marché s'essouffle, le rapport entre bénéfice et coût d'entrée diminue pour les potentiels concurrents, et ceci ne constitue rapidement plus une menace. L'entreprise peut alors abandonner certains de ces brevets.

Cette capacité d'aligner son portefeuille avec son modèle commercial est probablement la plus complexe à analyser. Il faut en effet comprendre comment les brevets s'intègrent à la fois au sein des différentes activités de l'entreprise de la R&D à la commercialisation des produits. Ce travail nécessite notamment de comprendre les prises de décisions relatives aux brevets des entreprises. Plusieurs travaux académiques se sont penchés sur ce sujet.

3.3. Les modélisations théoriques du management des brevets.

Parmi les travaux portant sur le management de l'innovation, une grande partie est dédiée à la compréhension des mécaniques de production de l'innovation et à la création de richesses qu'elle engendre, dans une logique d'entrée/sortie. Ces travaux ignorent souvent les mécanismes qui relient les deux, et notamment la valorisation de cette innovation par les brevets qui est trop souvent considérée comme un processus homogène entre les entreprises. En effet, le schéma linéaire classique débutant par la production d'une innovation, puis le brevetage de l'invention et l'exploitation d'un produit protégé, néglige la multitude d'options pour breveter qui implique autant de choix que doit faire l'entreprise. Pour comprendre ce qui va guider ce choix, il faut tout d'abord s'intéresser à l'intégration de la fonction brevets au sein des différents services de l'entreprise.

3.3.1. Les modèles de théorie des jeux pour comprendre la prise de décisions stratégiques de managers.

La théorie des jeux est une théorie mathématique qui constitue un outil particulièrement adapté aux travaux économiques, surtout en micro-économie et en économie industrielle, mais aussi de gestions. Baniak & Dubina (2012) propose une revue de littérature systématique des modélisations de prises de décisions relatives à l'innovation par la théorie des jeux, dont voici les principaux résultats.

Le processus de décision *intra-organisationnelle* implique le management du personnel de la R&D et donc, plus particulièrement, des inventeurs. Les recherches couvrent plusieurs sujets comme la rémunération des inventeurs, le partage d'information et de connaissances en interne. L'entreprise peut soit proposer un bonus fixe à ses inventeurs, une part des bénéfices liés à l'invention ou les deux, le bonus fixe étant objectivement plus favorable à l'entreprise. Un ingénieur qui garderait certaines connaissances lui garantissant un statut privilégié dans l'entreprise pourrait le perdre s'il les partageait. Cette étude montre que l'échange d'information est favorisé au travers d'un effet d'attraction local, car les meilleurs chercheurs relèvent le niveau de l'ensemble de leurs collègues, ce qui est bénéfique pour l'entreprise.

Le processus de décision *inter-organisationnelle* des entreprises en compétition dans une course technologiques a été mieux étudié en économie. Ces travaux ont pour objectif de déterminer comment atteindre l'optimum global, à travers la maximisation de l'utilité des consommateurs et l'innovation. Ils démontrent alors que cet optimum n'est pas atteint si toutes les entreprises investissent en même temps dans les mêmes projets de recherche, ce qui conduirait à dupliquer les mêmes résultats de recherche. En somme, cela revient à payer deux fois pour obtenir le même résultat. À l'inverse, si les entreprises se lancent toutes dans des projets de recherche très radicaux, différents et risqués, l'optimum n'est pas non plus atteint. Cette stratégie conduirait certes à un taux de progrès techniques excessivement élevé, mais surtout à un degré élevé de concentration industrielle, chaque entreprise ayant développé sa propre technologie à part entière. La réduction du nombre d'acteurs du côté de l'offre impliquerait alors d'importantes pertes d'efficacité de la production sur le long terme à cause d'un ralentissement des incitations à innover.

Enfin, la question de l'optimum social atteint par la théorie des jeux est peu pertinente, car la méthode étudie la prise de décisions des entreprises. Or, ces dernières sont plus intéressées par les profits que génère la différenciation de leurs produits que ceux de l'innovation pour la société (Cellini & Lambertini, 2004). C'est en raison de ces constats

que les études ne portent plus sur la recherche d'un optimum social, mais sur l'optimisation du parcours de l'entreprise engagée dans une course à l'innovation.

Les entreprises engagées dans une course à l'innovation sont toutes à la recherche d'une invention qui permettrait de répondre à un même besoin des consommateurs qu'elles ont toutes identifié. Leurs décisions portent alors principalement sur leur niveau d'investissement, aux brevets puis à leur exploitation. Lors de la course, le modèle intuitif serait que celui qui investit le plus prenne la tête de la course, comme le prévoyait le modèle théorique de (Harris & Vickers, 1985). La théorie des jeux permet de complexifier les modèles pour les approcher de cas de plus en plus appliqués. Ainsi, au sein des différents modèles, il est pris en compte le fait que certains se retrouvent distancer au cours de la course alors que d'autres forment un peloton de tête. C'est à ce moment donné que l'investissement semble plus efficace pour distancer les autres (Zizzo, 2002). De plus, il est important de concevoir que les entreprises n'ont pas de ressources limitées, et de nombreux travaux pointent vers l'importance de la gestion des coûts de R&D lors de ses courses (Baniak & Dubina, 2012). Enfin, les modèles confrontés aux données empiriques pointent sur le manque d'informations dont disposent les entreprises qui se contentent le plus souvent de calquer leur comportement sur ceux de leurs adversaires et de ne réagir que lorsqu'ils obtiennent un brevet stratégique (Jell, Henkel, & Wallin, 2017).

Les résultats de Guo & Ding (2017) portent sur leur réaction face à un échec ou une réussite dans la course. Leurs résultats démontrent alors que les entreprises ayant gagné la course continueront à investir dans des innovations toujours plus radicales. À l'inverse, les perdants diminueront les risques en investissant dans des technologies plus incrémentales.

Certains soulèvent la question d'accorder des licences ou non, mais les résultats sont très variables. La revue des résultats de Baniak et Dubina (2012) argumente que cette décision est liée au secteur et à la structure du marché. Dans un secteur où les produits sont fortement différenciés d'un producteur à l'autre, celui-ci a tout intérêt à accorder

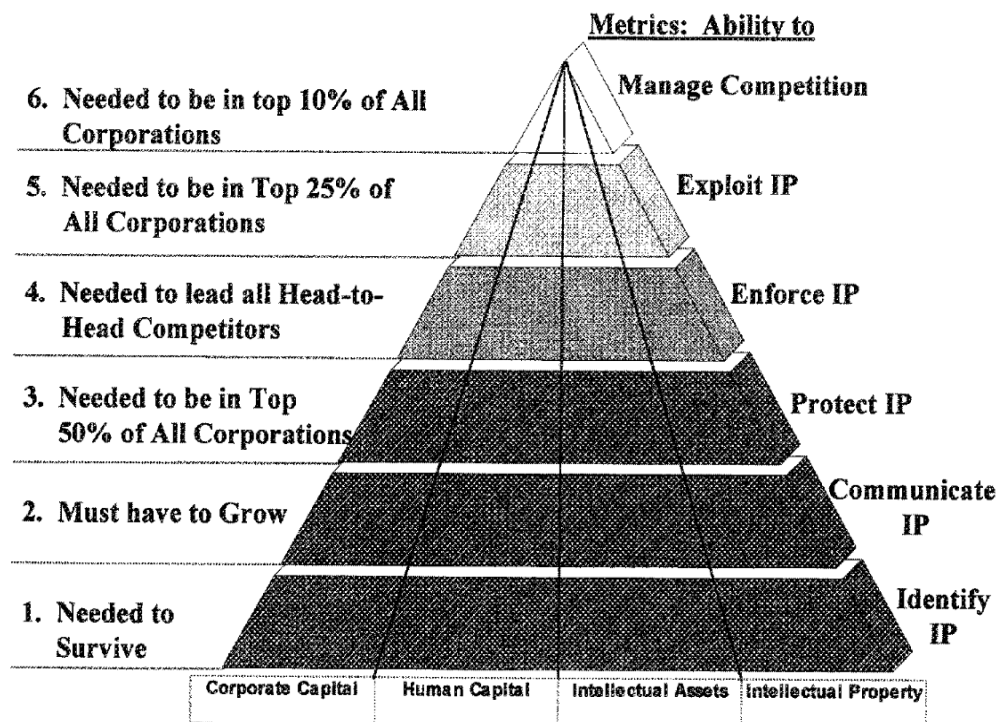
une licence. D'autres portent sur les facteurs poussant l'entreprise à préférer le secret au brevet ou à la nécessité d'ériger une barrière de brevets. En situation de duopole, les entreprises s'appuient sur cette stratégie coûteuse lorsque les profits, nets des coûts de R&D, sont positifs et que le temps nécessaire à développer la nouvelle génération de technologie est long (Schneider, 2008). Enfin, d'autres modèles prennent en compte la durée de vie des technologies et le renouvellement des produits. Ces modèles s'interrogent sur le choix optimal entre sortir les nouveaux produits dès que possible, quitte à en rendre d'autres obsolètes, ou maximiser les recettes, en prenant le risque de voir entrer sur le marché un nouvel acteur plus innovant.

Les applications de la théorie des jeux à l'étude de l'innovation restent très rares : 0.25% des articles scientifiques et seulement 0.01% des articles sur l'innovation y ont recours (Baniak & Dubina, 2012). Ce n'est pas la théorie des jeux qui est en cause, mais la méconnaissance des différences de management d'une entreprise à l'autre. Les brevets sont la conséquence des choix stratégiques des entreprises. On ne peut les analyser sans comprendre l'impact du modèle commercial et du secteur sur les décisions de brevetage. J'y reviendrais plus loin.

3.3.2. Comprendre l'intégration des brevets au sein des pratiques de management.

Au travers de l'étude de cas de l'entreprise Avery Dennison, Germeraad & Morrison propose une modélisation du niveau de compétence nécessaire pour assurer sa position dans le marché inspirer de la pyramide de Maslow.

Figure 22 Pyramide des compétences en management de la PI (Germeraad & Morrison, 1999), p. 42



Les compétences sont alors divisées entre quatre composants du capital intellectuel de la firme avec d'un côté, les capitaux sociaux et humains, ainsi que les actifs intellectuels, et de l'autre la PI. Les autres étant quantifiables, cette dernière se voit attribuée une métrique correspondant aux capacités nécessaires pour atteindre un certain niveau par rapport aux autres entreprises. Le premier niveau consiste à pouvoir discerner lorsqu'elle produit de la propriété intellectuelle via ses activités, et le second à l'évaluer et la qualifier. Le troisième représente la capacité de la firme à l'isoler et la protéger par le secret, un brevet ou le droit d'auteur. Si 95% de cette PI est protégée de manière légale, la firme atteint le niveau 4. L'implémentation d'analyse de la PI des concurrents ou du secteur par les différentes méthodes citées plus haut dans ce chapitre (cartographie, indicateurs, réseaux ...) représente le niveau 5. Enfin, atteindre le niveau 6 nécessite de pouvoir employer les connaissances obtenues par l'analyse pour influencer le comportement de ses concurrents. Ce modèle des besoins de l'entreprise pour valoriser la PI met en évidence l'importance des méthodes d'analyse des brevets, et de les rendre accessibles aux entreprises. Mais mettre en place une telle analyse systématique

des brevets du secteur et des concurrents afin de déployer des stratégies PI requiert alors de mobiliser des compétences à la fois techniques, juridiques et managériales.

Le brevet est à la croisée de trois domaines de compétences : l'ingénieur conçoit l'invention, le juriste, sa protection et le manager décide de son utilisation. C'est l'articulation de ces différentes compétences autour du management des brevets, et de la PI en général, qui détermine la capacité de l'entreprise à valoriser son innovation. Différents modèles de management cherchent alors à évaluer cette capacité.

Pour comprendre les différentes articulations de compétences, il faut tout d'abord identifier toutes les tâches relatives à la création, l'entretien et la valorisation d'un portefeuille. Plusieurs modèles listent ces différentes fonctions de manière assez similaire, je m'attarderais alors sur le plus récent qui semble être également le plus complet et surtout robuste : le modèle à 7 composantes (Wustmans, van Reekum, & Walter, 2019). Moehrle et al. (2017) décrit ce modèle en sept composantes qui représentent chacune différentes fonctions intervenant dans la construction et l'exploitation d'un portefeuille performant.

Tableau 3 Les fonctions de l'entreprise liées aux brevets

| Composantes | Fonction |
|----------------------------|---|
| Management du Portefeuille | <ul style="list-style-type: none"> - Système nerveux du modèle connexe à toutes les autres. - Décide du renouvellement ou de l'abandon des brevets. - Doit s'assurer que le portefeuille sert la stratégie générale de l'entreprise. - S'assure que le portefeuille garantisse la liberté d'exploitation par de nouveaux dépôts, des licences ou des achats de brevets. |
| Génération de brevets | <ul style="list-style-type: none"> - Décision de produire de nouveaux brevets en fonction des résultats de recherche. - Décide du nombre de dépôts adaptés. - Décide de la stratégie de dépôt. - Arbitre entre brevet et secret. |
| Intelligence brevet | <ul style="list-style-type: none"> - En charge de la veille technologique. - Diffuse en interne l'information sur les technologies de l'entreprise. - Évalue la valeur économique individuelle des brevets. |

| | |
|----------------------|---|
| Exploitation | <ul style="list-style-type: none"> - Accorde des licences. - Communique sur les capacités d'inventions de l'entreprise - Utilise les brevets pour améliorer la position de l'entreprise lors de négociations de licences croisées ou de situation de hold-up. |
| Défense légale | <ul style="list-style-type: none"> - En charge de la veille juridique (détection des infractions). - Analyse les portefeuilles des concurrents pour mesurer la limitation du champ d'action de l'entreprise. - Défenses juridiques en cas d'accusation d'infraction. |
| Fonctions de support | |
| Organisation | Interactions de la gestion des brevets avec les autres fonctions de l'entreprise. |
| Culture | Diffusion de la culture de la PI dans l'entreprise : incitation à breveter, transfert d'informations et de connaissances, et sensibilisation aux enjeux. |

Les différentes composantes ont toutes des rôles essentiels et relatifs aux brevets, mais n'impliquent pas les mêmes compétences. Les fonctions de générations et d'intelligence brevet nécessitent des capacités techniques avancées et peuvent donc être assurées par la division R&D de l'entreprise. De même, la fonction de défense légale des inventions brevetées relève du domaine de compétence de la fonction juridique. Enfin, l'exploitation nécessite des capacités commerciales avec des activités à la fois de marketing, de communications et de négociations. Cependant, les trois fonctions ne peuvent agir indépendamment. Elles sont coordonnées par la composante du management du portefeuille qui agit comme le système nerveux transmettant les informations d'une composante à l'autre. Ainsi, un grand nombre de décisions ne peuvent être prises sans qu'une composante ne coopère avec une autre. Par exemple, l'Exploitation ne peut accorder une licence sur n'importe quelle technologie. Elle doit d'abord s'assurer avec la Génération de son importance pour l'entreprise et l'intelligence doit confirmer qu'elle ne donne pas cette licence à un concurrent trop important. De même, la Défense peut collaborer avec l'Exploitation si elle détecte des contrefaçons pour proposer des licences. Il est également crucial que la Défense et la Génération collaborent pour définir les revendications les plus adaptées au moment du dépôt, vis-à-vis du portefeuille des concurrents. Enfin, la stratégie de dépôt de la Génération sur le nombre de

brevets doit se faire en accord avec la veille technologique pour en produire une quantité cohérente avec ceux existants dans le domaine. Dans ce cas-ci, si l'entreprise désire par exemple ériger une *Patent Fence*, ce sont les trois composantes qui doivent collaborer.

Cette collaboration est coordonnée par le Management du portefeuille via l'Organisation et la Culture. L'Organisation détermine l'attribution des différentes composantes aux fonctions de l'entreprise, et l'importance que ces dernières accordent à cette tâche. L'Organisation dépend donc de l'assignation des responsabilités et des ressources aux managements des brevets, ainsi que de son exécution. La Culture est une application passive qui vise à s'assurer que le personnel de l'entreprise soit conscient de l'importance de la PI pour l'entreprise. Elle s'applique notamment par des formations et l'intégration de processus liés à la PI au sein des activités régulières. Ces deux dernières, avec la dimension du Management, sont les plus importantes, car elles déterminent le niveau de maturité de l'entreprise à tirer parti de son portefeuille. On retrouve les différentes composantes à travers toutes les entreprises ayant déposé un brevet, mais déployées à des niveaux très variables. Ce qui importe est alors la capacité de leur attribuer les ressources nécessaires et de les organiser. Ainsi, les auteurs définissent cinq niveaux de maturité, imagés par une métaphore musicale. Ainsi, le niveau 0 correspond à un amateur de musique, conscient de son intérêt, mais non-pratiquant. Le niveau 1 est un joueur de triangle, connaissant les enjeux et les bases, sa pratique reste à un faible niveau. Le niveau 2 serait un guitariste, dont la pratique est plus avancée et qui pourrait intégrer un groupe de musique. Le niveau 3 serait un joueur de violon, un instrument très technique pouvant prendre les devants dans un orchestre et demandant un investissement conséquent. Enfin, le niveau 4 est celui du chef d'orchestre, il maîtrise tous les instruments et surtout inspirent les autres joueurs.

Si la métaphore est légère, le modèle est quant à lui pertinent et robuste. Il fut soumis à la critique d'experts qui validèrent le modèle de manière générale, en apportant quelques suggestions d'améliorations (Agostini, Nosella, & Teshome, 2019). Par

exemple, la Défense et l'Exploitation sont en réalité beaucoup plus proches dans leurs missions et ne forment souvent qu'une seule composante. En effet, les deux nécessitent de connaître l'ensemble des technologies possédées par l'entreprise et de leurs applications protégées. Mais surtout, les deux demandent une connaissance approfondie des acteurs et des pratiques du secteur autant en termes d'activité commerciale que de brevet. Par exemple, ceux qui pourraient produire une contrefaçon sont souvent les mêmes qui pourraient souscrire une licence.

Le second point sur lequel reviennent les experts est le manque de coordination des composantes autour d'une stratégie. Afin de coordonner les différentes composantes, il est important de les diriger vers un but précis afin de rendre leur action le plus efficace possible. Pour cela, il faut que la composante centrale choisisse une stratégie en fonction de deux critères qu'elle évalue sur ses connaissances, mais surtout celles qu'elle obtient des autres composantes. Le premier est le délai de création du prototype, c'est-à-dire le temps entre l'obtention des résultats de recherche et leur application dans la première version d'un produit commercialisable. Plus la technologie est issue de recherche récente et encore peu maîtrisée, plus ce temps sera long. Le second est le délai de mise sur le marché. Celui-ci peut être ralenti par la présence de protocole gouvernementale, comme pour les médicaments, ou parfois qu'il est nécessaire d'attendre que le marché et les consommateurs soient prêts pour une nouvelle technologie. À l'inverse, pour d'autres secteurs, il suffit de comprendre les besoins du consommateur et adapter le prototype à cette application particulière. Une fois ces deux critères évalués, le manager va pouvoir adopter une stratégie adaptée, en suivant une simple matrice :

Tableau 4 Stratégies d'innovations déterminées par deux critères (Germeraad, 2011, p.11)

| | | | | |
|---|---|--|---|--|
| | Longest Time to Prototype | Medium Time to Prototype | Shortest Time to Prototype | |
| | (Major Scientific Discovery Using Basic Research) | (Major Advances Using Basic Science and Engineering) | (Marginal Advances Using Application Science & Engineering) | |
| Longest Time to Market (Government Regulations) | Technology Races | Safety Journeys | Asset-Based Problem Solving | |
| Medium Time to Market (Industry Standards) | RD&E Tools & Services | Battles for Architecture | Innovating in Packs | Consumer Research & Marketing |
| Shortest Time to Market (Customer Expectations) | Unique Gadgets | Systems Design & Consulting | High-Technology Craft | News, Clothing, Food |

S'il peut paraître aisé de choisir une stratégie dans ce tableau à deux dimensions, cela nécessite une grande connaissance du secteur, de la technologie et des réglementations propre à chaque produit. Il n'existe pas de critère objectif pour déterminer dans quelle case catégoriser chaque nouveau projet arrivant sur la table du manager. Il doit être capable de mobiliser toutes les composantes liées à la PI de son entreprise pour déterminer le choix adéquat. Parmi l'ensemble des pratiques analysées dans le management de l'innovation, cette capacité à organiser et mobiliser les différentes fonctions et compétences de l'entreprise autour d'une stratégie de brevet commune est sûrement la plus importante (Germeraad, 2011).

Parmi les outils exposés dans ce chapitre, pris de manière individuelle, aucun ne permet d'analyser les pratiques de brevetage des entreprises tout en considérant les spécificités du secteur. Pourtant, ceci nous permettrait d'évaluer les capacités des firmes à articuler les différentes fonctions pour valoriser leurs brevets via des stratégies comme le décrit le niveau 6 de la pyramide de Germeraad (Figure 19). Prendre en compte les spécificités du secteur nécessite de mobiliser plusieurs outils simultanément afin de construire une analyse en tomographie, ou bien de développer des outils et méthodologies spécifiques à un secteur.

Encadré 4 De la nécessité d'une nouvelle approche méthodologique de l'analyse des portefeuilles

Comme le présente la pyramide des compétences en PI de Germeraad (voir *Figure 22*), il est nécessaire pour les entreprises d'employer des techniques d'analyse des brevets pour maximiser la valorisation de leur portefeuille au travers de stratégie d'appropriation adaptée. Il en va de même pour les chercheurs en management qui souhaite comprendre les pratiques modernes des déposants. Mais ces nécessités se heurtent à un mur méthodologique.

Plusieurs analyses des SA se basent sur des enquêtes, mais cette méthode reste limitée dans sa reproductibilité, sa portée et surtout n'est pas facilement accessible aux entreprises. De nombreux travaux s'appuient alors sur les données publiques des brevets, mais sans connaissance interne aux entreprises analysées, ces méthodes ne sont plus adaptées à l'évolution de l'écosystème des brevets ainsi qu'à leurs nouveaux usages. Il est en effet nécessaire de prendre en compte les différents biais induits par les nouvelles pratiques pour plusieurs raisons. D'abord, ces pratiques variant d'un secteur et d'une technologie à l'autre, l'analyse doit alors se faire après une délimitation précise, qui demande de l'investissement et l'accès à certaines connaissances spécifiques. Ensuite, l'explosion des brevets, et l'hétérogénéité de leur qualité qu'elle induit ne permettent plus d'utiliser le nombre de brevets pour comparer les portefeuilles et identifier les entreprises les plus innovantes.

Encadré 4 (Suite) :

Il est alors nécessaire d'utiliser des indicateurs de qualité, mais les résultats empiriques démontrent que les indicateurs ne sont que peu corrélés entre eux, ce qui suggère de multiples définitions de la qualité. Par conséquent, il est nécessaire avant tout de définir quels aspects de la qualité seront considérés. De même, l'utilisation des indicateurs nécessite d'adopter une méthodologie adaptée au cycle de vie des technologies, et prenant en compte les biais géographiques et temporels. De plus, l'analyse des pratiques de certains secteurs nécessite de développer de nouveaux indicateurs lorsque les pratiques sont extrêmement spécifiques. D'un autre côté, l'analyse par indicateurs est limitée dans ses applications, notamment pour l'analyse stratégique et la visualisation du secteur. Il faut alors recourir à l'analyse de réseau pour compléter ce type d'analyse. Cependant, l'analyse de réseaux ne considère que rarement la qualité des brevets, et se confronte alors aux biais décrits plus hauts. Face à ses différents dilemmes, les portefeuilles pris à l'échelle d'un secteur ou d'une technologie demeurent des boîtes noires, ce qui les rend incomparables et ne permet pas de comprendre les décisions de brevetage.

Chapitre 4. Définition des questions de recherche.

« Il apparaît en effet que les nouveaux usages du brevet en font non seulement un mode de protection contre l'imitation mais aussi une arme stratégique et une source primaire de création de valeur. Or ce changement va de pair avec une sorte d'inflation de brevets. » (Lallement, 2008)

Si l'attrait des entreprises pour les brevets comme moyen de protection ne permet pas d'expliquer la récente explosion des brevets, il faut se pencher du côté des nouvelles SA de la valeur créée par l'innovation. Désormais, le brevet n'est plus seulement associé à une innovation, mais à une stratégie d'appropriation et de valorisation. Nous avons vu, au cours de la revue de la littérature, que ces stratégies sont spécifiques à chaque entreprise, et dépendent de facteurs tels que son domaine technologique, sa taille et son modèle commercial. De ce fait, observer des brevets servant des stratégies différentes à travers la même lentille n'a pas de sens.

Si les différents travaux précédents nous permettent de dresser ce constat, ils ne permettent pas d'établir de cadre d'analyse permettant d'étudier ces stratégies à grandes échelles au travers des données de brevets. De cette limite méthodologique, découlent trois questions de recherche, auquel je tenterais de répondre au travers des différents articles composant cette thèse.

4.1. Définir et mesurer la qualité technologique des inventions brevetées.

➤ QR 1 : Comment définir et mesurer la qualité technologique des brevets dans le paradigme du management stratégique ?

L'utilisation stratégique perturbe le lien entre brevet et production d'innovation. Par conséquent, il faut aller au-delà de la quantité de brevets déposés pour considérer les aspects qualitatifs et intégrer les motivations stratégiques. Par exemple, les brevets à visée défensive (exclusion ou négociations) sont en général de moindre qualité que

ceux utilisés pour protéger un produit commercialisé, mais déposés en plus grand nombre (Harhoff et al., 2007 ; Mao et al., 2019). En plus de comparer la production d'innovation, l'analyse de la qualité des brevets doit permettre de traduire les objectifs des entreprises analysées. Comme démontré dans le chapitre 5 (voir 5.1. La qualité technologique comme outils pour l'analyse stratégique.), plus que la valeur et la force légale d'un brevet, c'est la qualité technologique, combinée à des données complémentaires, qui nous permet d'estimer si un brevet fait l'objet d'un usage stratégique. Pour cela, il est nécessaire de définir ce qu'est la qualité technologique d'un brevet, et comment le mesurer.

4.2. De la nécessité de créer un outillage méthodologique adapté.

➤ QR 2 : Peut-on établir un outillage méthodologique pour mesurer ces stratégies identifiées ?

"Preemption would be very hard to identify in any practical situation because it is difficult to distinguish product development that is the result of superior foresight and technological capabilities from development that is motivated by entry deterrence."- (Gilbert & Newberry, 1984).

Du fait de la complexité et du caractère souvent confidentiel des stratégies brevet, les contributions scientifiques sont le plus souvent des travaux conceptuels, des entretiens ou des études de cas qualitatives, et les quelques estimations empiriques demeurent limitées aux enquêtes. Pourtant, la littérature est riche d'analyse empirique basée sur les données de brevets (Squicciarini et al, 2013) et comme le démontre quelques travaux (Sterzi, Maronero, Vezzulli, & Orsatti, 2021; Wustmans et al., 2019), il est possible d'analyser ces pratiques stratégiques d'innovation aux travers de ces données. Il me paraît donc essentiel de persévérer dans le développement de telles méthodologies, afin de les appliquer plus spécifiquement à l'étude de ces stratégies afin de mieux comprendre les comportements de brevetage des entreprises.

4.3. L'impact de l'intelligence artificielle sur le management stratégique de l'innovation.

➤ QR 3 : Comment les entreprises adaptent elles le management de leur PI à l'émergence des nouvelles technologies ?

Les SA ont, pour la plupart, été constatées en comparant différents domaines technologiques, types de déposants, et modèles commerciaux, ce qui a permis d'identifier des pratiques très spécifiques. Du fait de leur apparition récente, l'impact des nouvelles technologies et modèles commerciaux (Internet, digital, intelligence artificielle...), sur le management de l'innovation n'a pas été suffisamment exploré par les chercheurs. Les travaux du WIPO (2019) ouvrent la voie à l'exploration du management de l'innovation dans ce secteur au travers des données de brevets des nouvelles technologies, et il est alors pertinent d'y appliquer le cadre d'analyse développer pour répondre aux précédentes questions.

Chapitre 5. Propositions méthodologiques.

Comme l'ont démontré les chapitres précédents, l'écosystème brevet et l'usage qu'il en est fait ont profondément évolué. Si les méthodes d'analyse des données ont considérablement évolué, leur application à l'analyse des stratégies brevet d'appropriations de l'innovation au travers restent très limitée. Les contributions de cette thèse sont en grande partie adressées à cette limite identifiée et il est nécessaire d'élaborer sur les choix que j'ai fait vis-à-vis des travaux précédents. Je m'attarderai donc dans ce chapitre sur ma stratégie pour développer des méthodes d'analyses employant les données de brevets afin d'observer et de mesurer des phénomènes pour lesquelles les observations empiriques sont encore trop rares.

5.1. La qualité technologique comme outils pour l'analyse stratégique.

Comment identifier l'usage stratégique qui est fait des brevets ? Cricelli, Grimaldi, Rogo, & Strazzullo (2021) propose un cadre d'analyse basée sur 44 *key performance indicators* (KPI), regroupés en cinq catégories : légales, technologiques, marché, finance et stratégie. Cette méthode leur permet de directement estimer l'importance du brevet dans la stratégie de l'entreprise, mais présente deux limites vis-à-vis de nos objectifs. Tout d'abord, certains de ces KPI s'appuient sur des estimations qualitatives et internes à l'entreprise (Blind, Cremers, & Mueller, 2009). Ils ne permettent donc pas une analyse extérieure et objective des portefeuilles. Ensuite, ces indicateurs ont pour but de guider la prise de décision interne en déterminant un score d'importance stratégique du brevet pour l'entreprise. En aucun cas cette méthodologie ne permet d'identifier l'usage stratégique qui est fait du brevet, or comme nous l'avons démontré plus haut, les brevets interviennent dans de nombreuses stratégies. Il est donc nécessaire de recourir à d'autres indicateurs, et nous faisons le choix des indicateurs de qualité technologique.

Du fait que nous nous intéressons aux stratégies déployées par les entreprises via l'usage de leurs brevets, notre objectif est en réalité d'identifier via les données de

brevets ce qui a motivé une entreprise à déposer un brevet. Nous avons identifié trois « qualités » aux inventions brevetées qui prennent le rôle de motivation à breveter. La première est la qualité technologique d'une invention, c'est-à-dire son potentiel à développer des technologies et des applications, que le déposant va chercher à protéger. La seconde qualité est la force légale, c'est-à-dire est-ce que le brevet pourra défendre les droits de PI du déposant en cas de contrefaçon. Enfin, la valeur économique, qui représente l'ensemble des gains que le déposant pense pouvoir obtenir via l'invention brevetée, les droits conférés et l'usage qu'il peut faire des deux. Je vais défendre ici pourquoi nous estimons que seule la première permet d'isoler les motivations stratégiques.

La valeur économique d'un brevet est presque impossible à estimer du fait qu'elle dépend des deux autres qualités, mais également d'une centaine d'autres facteurs tout aussi complexes à estimer comme le marché, les concurrents, le cycle de vie de la technologie, la capacité de l'entreprise à valoriser l'invention et surtout son intérêt stratégique pour l'entreprise. De ce fait, la motivation stratégique faisant partie de la valeur, il serait impossible de l'isoler sans estimer l'ensemble des autres composants, ce qui est un travail de Sisyphe.

Ensuite, il est nécessaire de formuler une hypothèse vis-à-vis de la qualité légale d'un brevet. La qualité légale peut être considérée comme constante d'un brevet à l'autre, du fait que théoriquement, un brevet délivré à la même validité légale qu'un autre. Cette hypothèse forte, nécessaire à notre analyse, est évidemment à remettre en question vis-à-vis de la littérature sur les revendications, les oppositions et la probabilité d'un brevet de se voir annuler. Les résultats empiriques démontrent effectivement une grande hétérogénéité entre les brevets (Ashtor, 2019; Harhoff et al., 2003). Malgré son poids, cette hypothèse nous permet de considérer que la capacité d'un brevet à être défendu en justice n'influe pas sur les motivations à breveter des entreprises.

En conséquence, sans prise en compte de la valeur économique ni de la force légale, la motivation à déposer un brevet ne dépend que de deux facteurs, la qualité

technologique et l'objectif stratégique, il nous suffit d'en isoler un pour mesurer l'autre. Par exemple, si une entreprise dépose des brevets à faible qualité technologique, toutes choses égales par ailleurs (c'est-à-dire à valeurs légales et économiques constantes), il faut en déduire que son intérêt est dans l'usage stratégique du brevet, comme la communication ou la création de barrières. Mais la qualité d'un brevet n'a pas besoin d'être faible pour que celui-ci revête une importance stratégique, et la qualité technologique d'un brevet peut refléter son importance stratégique pour l'entreprise. De ce fait, il est nécessaire de posséder des données complémentaires que nous obtenons de l'analyse du portefeuille (base de connaissance ou réseau de brevets) ou des données de l'entreprise (dépenses en R&D, licences accordées, activités...). Ainsi, dans notre analyse du domaine pharmaceutique, c'est en reliant la qualité technologique d'une invention (estimés par les indicateurs bibliométriques classiques) avec le nombre d'inventions similaires (analyse de réseau par la sémantique) qui nous permet d'identifier l'usage des barrières de brevet. En effet, si un brevet de grande qualité (recevant de nombreuses citations) est déposé simultanément avec de nombreux brevets similaires, par déduction, notre connaissance de la littérature en management de l'innovation nous pousse à la déduction qu'il s'agit de barrières de brevet. C'est donc la mise en rapport de l'activité de l'entreprise et notre connaissance des stratégies de brevets, avec la qualité technologique des brevets qui nous permet de comprendre leurs stratégies. Nous discutons de cette interaction des méthodologies dans les prochaines lignes.

5.2. L'utilisation croisée des méthodes d'analyses.

L'objectif de cette thèse est de concevoir et d'appliquer des méthodologies capables d'analyser les pratiques de brevetage et de comparer les portefeuilles de différentes entreprises de manière robuste. Cette méthodologie devant être utile à tous, j'ai décidé d'utiliser les données de brevets qui sont publiques. Du fait de mes échanges avec des experts et de mon analyse de la littérature sur l'évolution du management stratégique des brevets, j'ai eu connaissance en amont des origines de l'évolution du

management des brevets qui limitent l'efficacité des méthodologies existantes. J'ai donc adopté une approche positiviste visant à mesurer l'amplitude de ces phénomènes. Pour ce faire, j'ai employé divers outils d'analyses empiriques. Si tous utilisent les données de brevets, ils les exploitent de manière distincte.

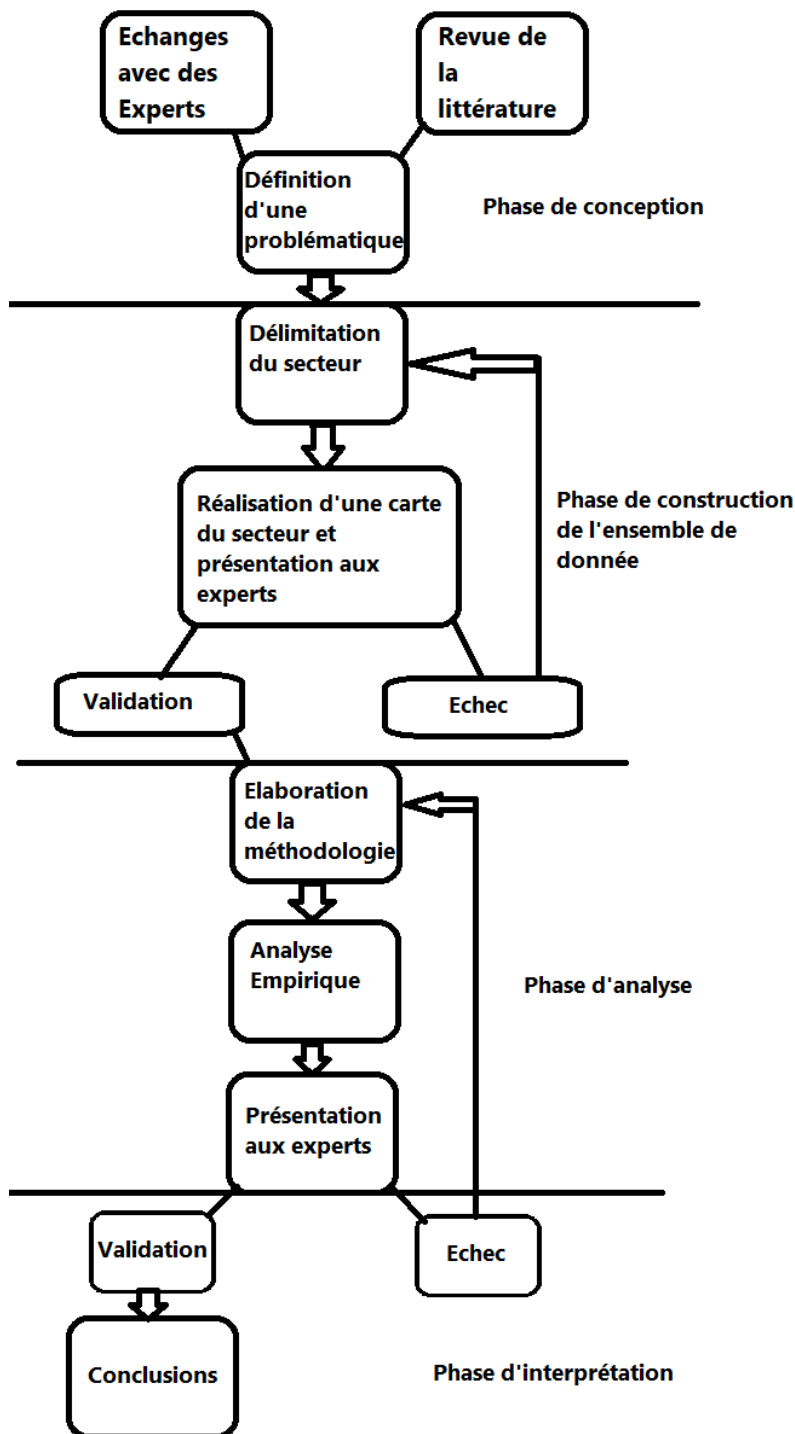
Pour analyser les dépôts d'un secteur, il est impératif de comprendre les règles du marché afin d'analyser correctement la façon dont les entreprises s'y adaptent. Cependant, il est impossible d'accéder aux informations internes des entreprises, gardées secrètes. L'accès aux bases de données publiques de brevets et leur traitement par des indicateurs reconnus comme aptes à mesurer la qualité technologique d'une invention (Squicciarini et al., 2013), constituent la seule méthode permettant de reconstruire les stratégies internes des entreprises, comme le ferait une tomographie. Ce n'est qu'une fois que l'on a compris comment les entreprises choisissent les inventions à breveter et les organisent que l'on peut comparer leurs portefeuilles. Cette démarche permet de sélectionner les indicateurs adaptés à chaque problématique, notamment pour comparer les capacités d'innovations. En s'appuyant sur les conclusions de la revue de littérature systématique des indicateurs de qualité technologique, qui constitue le premier article de cette thèse, nous avons alors employé divers indicateurs mesurant la nouveauté, l'originalité, la portée et l'impact des brevets composant les portefeuilles de ces entreprises. Employer des indicateurs estimant différents aspects de la qualité des brevets, nous permet alors de prendre en compte les différents rôles des brevets, dictés par les stratégies propres à chaque entreprise.

Nous avons ensuite complété notre analyse en utilisant l'outil de visualisation cartographique des brevets de Clarivate Analytics. Observer le positionnement du portefeuille et la répartition des brevets d'une entreprise sur les différentes technologies nous éclaire sur les raisons qui encouragent l'entreprise à produire des brevets de telle ou telle qualité et dans de telles quantités. La limite identifiée de la cartographie est de ne pas prendre en compte la qualité des brevets, ce que permet un indicateur. À l'inverse, les indicateurs de qualité ne permettent pas de visualiser l'écosystème brevets

du secteur, ce qui limite la compréhension des stratégies. Il est nécessaire de disposer des deux pour décoder les pratiques du secteur et comparer les portefeuilles de manière robuste. Les deux méthodes sont complémentaires, et l'ensemble des enseignements que nous en tirons est bien supérieur à la somme des informations que nous fournit chacune des deux méthodes prises indépendamment. Utiliser différentes méthodes pour analyser les mêmes données permet de les voir sous un nouvel angle qui en élargit la compréhension.

Cette méthodologie nous permet de réaliser *une tomographie des portefeuilles de brevets* du secteur. La tomographie est une technique d'analyse par couches simultanées d'un objet inaccessible et ne pouvant être observé autrement. Cette méthodologie est employée dans l'imagerie médicale par les IRM, par exemple pour observer un cerveau, mais aussi en géophysique, pour analyser des gisements à plusieurs kilomètres de profondeur, et en astrophysique, pour les corps célestes lointains. L'analyse se fait par couches, chacune obtenue par une méthode d'analyse différente contribuant à l'analyse en apportant une information particulière. Le recoupage de ces différentes informations permet alors de recréer une image précise et fidèle d'un objet pourtant inaccessible. Les règles de création des portefeuilles de brevets sont des boîtes noires dont il est généralement impossible de comprendre le fonctionnement. La disponibilité de plusieurs méthodes d'analyses complémentaires permet donc par tomographie de reconstituer finement les règles secrètes internes des entreprises de management des brevets. Une telle démarche est rare dans la littérature, car elle nécessite non seulement de maîtriser de multiples techniques, mais aussi la qualité et la robustesse des analyses.

Figure 23 Processus de réalisation de l'étude du secteur cosmétique



Pour l'analyse des brevets du secteur pharmaceutique, j'ai choisi d'analyser une pratique spécifique à ce secteur : les « *Patent Fences* ». Ces « champs de mines » de brevets positionnés autour d'inventions stratégiques ne se retrouvent que dans les technologies discrètes. Une fois la délimitation définie et validée, il fallait trouver une méthode

capable d'identifier ces « *Patent Fences* » autour d'une invention, j'ai alors employé l'analyse sémantique pour calculer la similarité conceptuelle entre chaque brevet déposé dans une période de 1 an autour du dépôt du brevet. En utilisant des indicateurs de qualité, dont certains employés dans l'étude cosmétique, j'ai alors pu analyser l'importance des brevets en fonction du niveau de protection que leur attribue l'entreprise.

Enfin, nous concluons nos travaux par l'analyse de l'impact de l'intelligence artificielle sur le management de l'innovation. J'ai cherché à analyser l'impact de deux facteurs reconnus comme déterminant dans les travaux précédents : la position de l'acteur vis-à-vis du champ technologique (local ou extérieur) et le type de déposant (entre grande entreprise, petite, start-up et université). Pour le premier, nous avons distingués les acteurs présents uniquement dans le domaine agricole (les locaux) et ceux dont la majorité de l'activité est dans un autre domaine (les extérieurs), avec une dernière catégorie d'entre deux. Nous cherchons alors à investiguer la capacité de ces différentes entreprises à exploiter le potentiel de l'IA pour renouveler leur capacité d'innovation. Dans la seconde étude, en utilisant une catégorisation manuelle des déposants à l'aide la base de données Orbis, l'analyse des citations a permis de tracer les flux de connaissance entre les différents types d'acteurs : TPE et PME, universités, grands groupes et plateformes.

5.3. Prendre en compte les spécificités des secteurs.

Comme le montrent les conclusions de la revue de la littérature, les stratégies de management des brevets diffèrent grandement d'un secteur à l'autre, ce qui impose d'analyser un seul secteur à la fois. A l'échelle mondiale, ce type d'étude va porter sur des centaines de milliers de brevets, voire plus. Des indicateurs ont été identifiés par les analystes et chercheurs afin de mieux analyser ces données. Cependant, leur efficacité individuelle est limitée pour des raisons méthodologiques, mais aussi, car ils négligent l'impact des comportements managériaux sur les brevets. De même, cette opacité des portefeuilles perturbe les capacités de prise de décisions des entreprises. Il est alors nécessaire de développer une nouvelle approche.

Les études dont l'objet est de comparer les portefeuilles des entreprises, notamment afin d'identifier les entreprises les plus innovantes et de les classer font classiquement les mêmes erreurs. Globalement, celles-ci reviennent à ignorer l'impact du management stratégique :

- Ne tenir compte que de la quantité de dépôts, en ignorant la qualité
- Ne pas tenir compte des secteurs alors que les pratiques diffèrent d'un secteur à l'autre,
- Ignorer l'impact des modèles commerciaux sur les comportements brevets,
- Ne pas réaliser d'étude réellement mondiale, ce qui avantage les entreprises locales.

Les méthodes de ces études conduisent souvent à la conclusion que IBM ou Samsung sont plus innovantes que Pfizer ou General Motors. C'est absurde car les données issues de secteurs différents ne peuvent être comparées.

Pour surmonter ce biais, les études académiques se concentrent sur un seul secteur ou sur une technologie. Les périmètres sont généralement disparates, volontairement simplifiés, ou s'appuient sur des publications antérieures dont le périmètre n'a jamais été

questionné ou a varié, ce qui rend ces études difficilement comparables et peut remettre en question leurs résultats. Résumer une technologie par sa classe de brevet est très souvent source d'erreur. Par exemple, un brevet en Chimie peut à la fois s'appliquer en pharmacologie ou en cosmétique, deux secteurs différents en de nombreux points. Ensuite, les entreprises d'un même secteur peuvent se spécialiser dans différentes applications et technologies. Comparer leurs portefeuilles sur la base d'une seule classe crée alors un biais favorable à l'entreprise opérant spécifiquement dans cette technologie. Définir par soi-même ce périmètre demande une grande expérience.

Pour ces différentes raisons, j'ai décidé de définir le périmètre des secteurs cosmétique et pharmaceutique en m'appuyant sur les portefeuilles d'entreprises n'opérant que dans ce secteur, en visualisant les périmètres avec un outil de cartographie des brevets et en faisant valider l'ensemble par des experts opérationnels du secteur, industriels ou ingénieurs-examineurs de l'INPI. Pour la délimitation des technologies de l'intelligence artificielle, j'ai décidé de m'appuyer sur celle du WIPO présentée dans son rapport sur l'intelligence artificielle de 2020. Cette délimitation complexe fait plusieurs pages. Elle a demandé plusieurs années de travail à un groupe important d'experts.

La définition du périmètre étudié doit faire l'objet d'un consensus ou d'une validation, avec des opérationnels du secteur ou des spécialistes de la technologie étudiée.

Une fois le secteur délimité de manière robuste, j'ai conduit une analyse propre aux spécificités de ces secteurs, prenant en compte leurs spécificités technologiques, l'organisation de leur marché ou bien de la diversité des déposants. Au sein d'un même secteur, le management et l'utilisation des brevets diffèrent d'une entreprise à l'autre, en fonction de sa taille, de sa position, de son modèle commercial et de la maturité de son management de la PI. J'ai donc exploré ces différences dans les trois études empiriques de cette thèse. Pour chacune, une méthodologie spécifique a été élaborée.

Chapitre 6. Positionnement épistémologique.

Du fait de son positionnement très appliqué, le travail réalisé au cours de cette thèse nécessite une réflexion toute particulière sur la question de la vérité, de sa définition et comment pourrions-nous atteindre celle qui nous intéresse ici. Il faut alors s'étendre sur la question de l'ontologie et de l'épistémologie, la première se concentrant sur la nature des choses et donc de la vérité que nous poursuivons en tant que scientifique, tandis que la seconde traite de la manière dont nous acquérons des connaissances sur cette vérité.

6.1. Une multitude d'ontologies du brevet.

Commençons par l'aspect ontologique, qui, en ce qui concerne les brevets et leur management, est une question épineuse du fait de la diversité des publics concernés. En effet, qu'est-ce qu'un brevet ? Comment est-il perçu par ceux qui le conçoivent et qui l'utilisent ? La réponse est aussi simple que complexe : cela dépend à qui vous posez la question. Pour le politique, c'est un instrument d'accélération de l'innovation et donc de la croissance. Pour le juriste, c'est un document dont la rédaction doit être parfaitement soignée pour garantir ses privilèges à l'ayant droit. Pour l'ingénieur-inventeur, c'est une étape nécessaire pour obtenir la reconnaissance d'années de travail, qui va s'exprimer par des récompenses pécuniaires ou un avancement professionnel. Pour le client et l'investisseur, il est perçu comme une garantie, scientifique et légale, du caractère innovant d'un produit. Pour les chercheurs en économie et gestion, il représente une des rares sources de données sur la production d'innovations, alors que pour d'autres chercheurs, il constitue de l'art antérieur. Je pourrais continuer d'énumérer les différentes définitions du brevet sur plusieurs pages. À dire vrai, il existe autant de réalité du brevet que d'acteurs de l'innovation, chacun le percevant au travers du filtre de ses attentes. Bien que différentes, leurs perceptions partagent tout de même un point commun : ils interprètent le brevet en fonction de leur besoin individuel. Pour-

tant, ces différents acteurs appartiennent pour la plupart à une même entité : l'entreprise. Cette confrontation des réalités relève alors de ce que certains ont défini comme une crise des ontologies, où différentes conceptions s'opposent au sein d'une culture commune ou groupe (Clammer, Poirier, Schwimmer, & Melkevik, 2004). Parmi tous les acteurs de l'innovation, le manager de la PI fait alors office d'exception, car dans sa réalité, les brevets servent des objectifs extrêmement divers : ceux des autres membres de son entreprise. Son rôle est en conséquence de garantir à ses collaborateurs de pouvoir disposer des ressources nécessaires pour conduire à bien leurs objectifs individuels, qui au final serviront dans leur globalité à l'entreprise. Le manager agit en tant que catalyseur des différentes ontologies du brevet existant en parallèle dans la même entité.

Sa posture est très intéressante, car intimement connectée à toutes les autres. En effet, le manager interagit avec les différentes fonctions de l'entreprise impliquées dans les prises de décisions et l'utilisation des brevets, tels que définis par les modèles de Patent Management (Moehrle et al., 2017). Ainsi, il agit en tant que chef d'orchestre chargé de coordonner à l'unisson les différents métiers du brevet. Il travaille avec les équipes de R&D pour décider de la « génération » en fonction des besoins exprimés par les autres équipes. Il collabore ensuite avec les juristes et conseillers en propriété industrielle pour définir les revendications afin de garantir le lancement serein des nouveaux produits. Il doit donc pouvoir garantir au chef de produit la liberté d'exploitation et la non-émergence de produits concurrents. Par la suite, c'est en coordination avec toutes ces fonctions qu'il doit gérer le portefeuille en décidant quels brevets doivent être renouvelés ou abandonnés. En effet, son rôle nécessite également de répartir au mieux les ressources que l'entreprise peut allouer à la PI.

Enfin, par rapport aux autres, la perspective du manager ne se limite pas aux aspects internes à l'entreprise. L'ontologie du manager doit prendre en compte l'environnement dans lequel évolue l'entreprise. Ainsi, le manager se doit de connaître les caractéristiques singulières de son secteur comme la composition du marché et les acteurs

majeurs, mais aussi ses spécificités légales, comme technologiques. Ainsi, il prend ses décisions non seulement en fonction des informations et des besoins qui lui parviennent en interne, mais aussi en collaborant avec les fonctions qui ont une vision plus globale de l'activité de l'entreprise. Il exploite les observations obtenues par la veille technologique, mais répond en particulier directement aux demandes de la direction générale, en fonction de la stratégie de l'entreprise et des souhaits des investisseurs. Son ontologie du brevet est en conséquence la plus globale, et de ce fait, la plus complexe. Elle prend en compte tout paramètre, là où les autres fonctions de l'entreprise peuvent se permettre d'en négliger certains.

Je définirai alors mon ontologie comme celle du manager de la PI au sens large. En effet, cette responsabilité peut échoir à différents postes en fonction de l'organisation de l'entreprise, sa taille, son secteur d'activité ou encore sa culture de la PI. Ainsi, quand je parle du manager de la PI, il peut s'agir d'un patron des brevets, d'un membre d'une équipe de R&D particulièrement investi dans les brevets ou encore du dirigeant d'une petite entreprise.

Une question essentielle reste cependant en suspens. Il existe une multitude d'ontologies qui pourrait correspondre à cette définition, peut-être autant qu'il y a de managers de la PI. Face à cette multitude d'ontologies, est-elle nécessairement subjective ? Peut-elle être objective ? Il est essentiel de répondre à ces questions pour définir précisément mon positionnement épistémologique par rapport à cette question en sciences humaines et de gestion.

6.2. Ne pas se limiter à une approche purement positiviste et empirique.

Comme pour tout travail de recherche, il est nécessaire d'adopter un positionnement épistémologique permettant de se rapprocher au mieux de la définition de la vérité explicitée précédemment. Les différents travaux composant cette thèse ayant recours ou traitant exclusivement de méthodologies empiriques sans échange avec le

public concerné, ce positionnement positiviste doit être nuancé au vu de la littérature épistémologique des sciences de gestion.

Au sein de cette littérature, quatre grands courants de pensée sur l'approche à adopter pour atteindre cette réalité s'imposent : le positivisme, le relativisme, le pragmatisme et le réalisme. Tous ne sont pas particulièrement pertinents pour la conduite de mes travaux, mais au vu des multiples oncologies auxquelles font face les managers de la PI, il me semble pourtant nécessaire de considérer les différentes voies qui mènent à la vérité. Pour commencer, je me limiterai ici à une brève définition de chacun, appuyée sur les conclusions de (Van de Ven & Bechara, 2007), avant de prolonger cette réflexion sur les choix relatifs au caractère profondément empirique de mes travaux.

Afin de saisir l'importance des courants de pensée épistémologique des sciences de gestion, il est nécessaire de comprendre que ceux-ci se sont construits en opposition à des courants incompatibles avec les sciences humaines. On peut alors qualifier le positivisme de premier courant épistémologique des sciences humaines modernes, car construit en opposition au courant rationaliste. Ce dernier courant, cartésien dans sa méthodologie, défend l'idée que l'on ne peut s'approcher de la réalité que par un raisonnement logique sans recourir à l'observation. Si une telle méthodologie est applicable en philosophie ou en mathématiques, elle n'est pas envisageable en sciences humaines, où le raisonnement se construit à partir d'observations du réel afin d'en étudier les mécaniques.

Mais le positivisme ne rejette pas en bloc le rationalisme et conserve l'axiome d'ontologie objective dépourvue d'entités métaphysiques. En reconnaissant l'observation comme méthodologie pertinente, les positivistes peuvent alors atteindre la vérité, même de manière partielle, de manière empirique. Les raisonnements positivistes emploient alors un système de vérification inductive pour établir une correspondance entre les hypothèses énoncées en amont et la réalité.

À l'inverse, le relativisme s'appuie sur une ontologie subjective qui suppose que la réalité de chacun puisse être influencée par des artéfacts sociétaux. Ces artéfacts concrétisent le refus par les relativistes de l'existence d'une réalité objective et impartiale.

Enfin, le réalisme considère l'existence d'une ontologie objective, mais demeurant inatteignable du fait des lacunes de notre capacité d'observation au travers de l'existence d'inobservables. La définition du réel se complète alors par les apports théoriques, créant alors un paradoxe en admettant l'existence d'ontologies subjectives dépendantes de l'inclinaison théorique de chacun. Le réalisme scientifique ne reconnaît alors que les conclusions cohérentes aux observations et aux autres théories, adoptant alors un penchant empiriste.

Les précédents courants s'opposent de manière fondamentale, que ce soit par leur ontologie ou leurs méthodologies. Mais un autre mouvement de pensées, le pragmatisme, adopte un positionnement intermédiaire en faisant le lien entre différentes épistémologies.

Dérivé des écrits de Kant, ce dernier réconcilie rationalisme et empirisme, et donc dans une certaine mesure le positivisme, en reliant théorie scientifique et action. Une théorie ou un modèle n'est alors plus jugé sur sa véracité vis-à-vis des théories et observations précédentes, mais sur son utilité et son efficacité en tant qu'outil de prédiction, par exemple au service d'agents appartenant entre autres à l'objet d'études lui-même. Ce changement de variable d'évaluation permet alors au philosophe ou au scientifique pragmatique de qualifier leur ontologie d'objective comme subjective. L'essentiel réside dans la construction d'une épistémologie subjective au sein de laquelle le chercheur peut démontrer dans quelle proportion ses contributions guident l'action de manière efficace, prouvant alors leur véracité. Le pragmatisme se différencie alors du positivisme par la reconnaissance de la réflexion par l'abduction, alors que le positivisme repose sur l'induction.

Comme je l'ai dit plus haut, mes travaux adoptent une épistémologie profondément empirique, ce qui m'amène à me confronter au choix entre une démarche pragmatique ou positiviste, sur les critères de la démarche intellectuelle et du degré de subjectivité de l'ontologie.

Cependant, cette thèse est constituée de quatre études, formant un ensemble cohérent dans leur questionnement et leurs apports, mais dont les problématiques ne nécessitent pas un positionnement épistémologique uniforme. En effet, comme le montre l'état de l'art réalisé pour chacune de ces études, l'avancement de la compréhension du phénomène par la littérature académique, ainsi que le développement des méthodes d'analyse, n'est pas homogène entre chaque problématique. Ainsi, pour certaines d'entre elles, on qualifiera mes travaux de recherche exploratoire, plus enclins à un raisonnement déductif et donc positiviste. À l'inverse, parmi les outils empiriques employés, plusieurs sont désignés comme des indicateurs prédictifs. Naturellement, les performances et la véracité de ces indicateurs relèvent de l'abduction et donc du pragmatisme. Je ne considère pas ces deux épistémologies comme absolument dichotomiques, et j'estime tout à fait cohérent de voir dans certains de mes travaux un double positionnement pragmatico-positiviste.

6.3. Prendre part au réel pour exploiter les connaissances des spécialistes.

Quant à la question de la subjectivité de la conception du réel que je tente d'observer au travers de ces différents travaux, je me référais pour sa construction à une approche herméneutique. Pour cela, je m'appuierais sur les modèles développés et discutés par (Hendrickx, 1998), notamment sur l'implication du chercheur au sein de l'objet d'étude, le réel, dans la construction de l'ontologie.

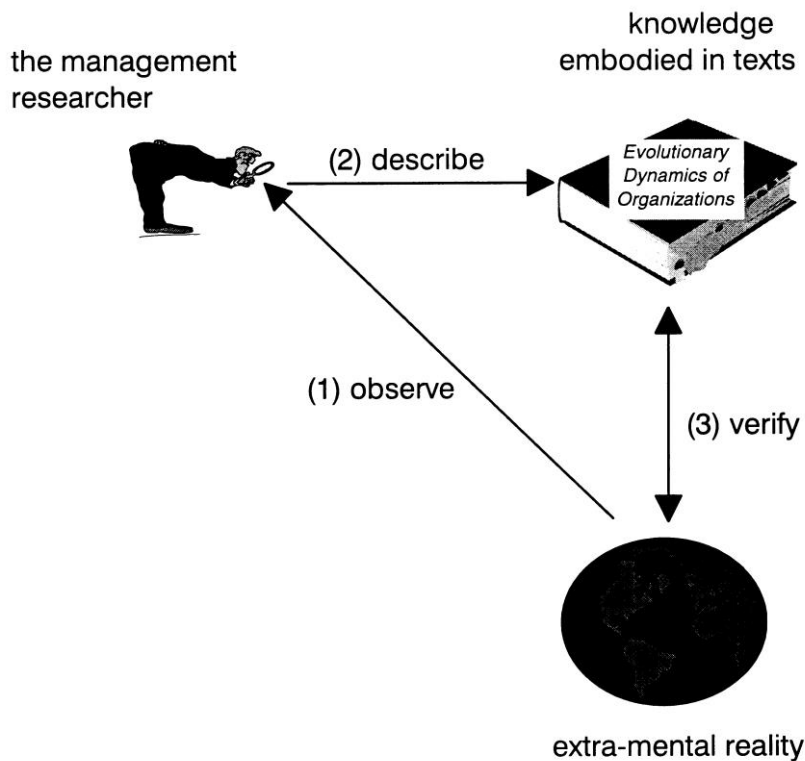
Cette thèse a pour objectif méthodologique de construire des outils empiriques permettant de comprendre le management moderne des brevets afin de l'insérer dans les courants de pensée de la littérature académique. Ces outils sont alors tout aussi utiles

aux praticiens qu'aux scientifiques, avec un niveau de précision académique et des possibilités d'applications directes importantes.

Mais pour construire ces outils d'observations, il est nécessaire de confronter les connaissances et théories académiques avec l'expérience des professionnels de la PI, afin de mieux atteindre l'ontologie du manager de la PI. Pour ce faire, j'ai eu l'occasion d'échanger de manière informelle avec des praticiens du brevet aux métiers divers, de l'examineur d'office au directeur licensing et brevet, en passant par les Conseils en PI. Pour compléter cette construction du réel des managers, je me suis alors également penché sur les articles publiés dans des revues non académiques comme *IAM* (Intellectual Asset Management) ainsi que sur des communications d'entreprise et de grands cabinets de consultants en PI. Si ces articles n'ont pas la rigueur scientifique de la littérature académique (i.e. clarté de la contribution, robustesse méthodologique ou reconnaissance des limites), ils ont une forte valeur en tant que témoignages directs du terrain.

L'importance de la compréhension et de l'échange direct avec l'objet d'étude est représentée par deux modèles en opposition par Hendrickx (1998). L'auteur oppose deux modèles d'étude du réel qui se différencient par le type d'interaction entre le chercheur, son public, l'objet d'étude et la littérature.

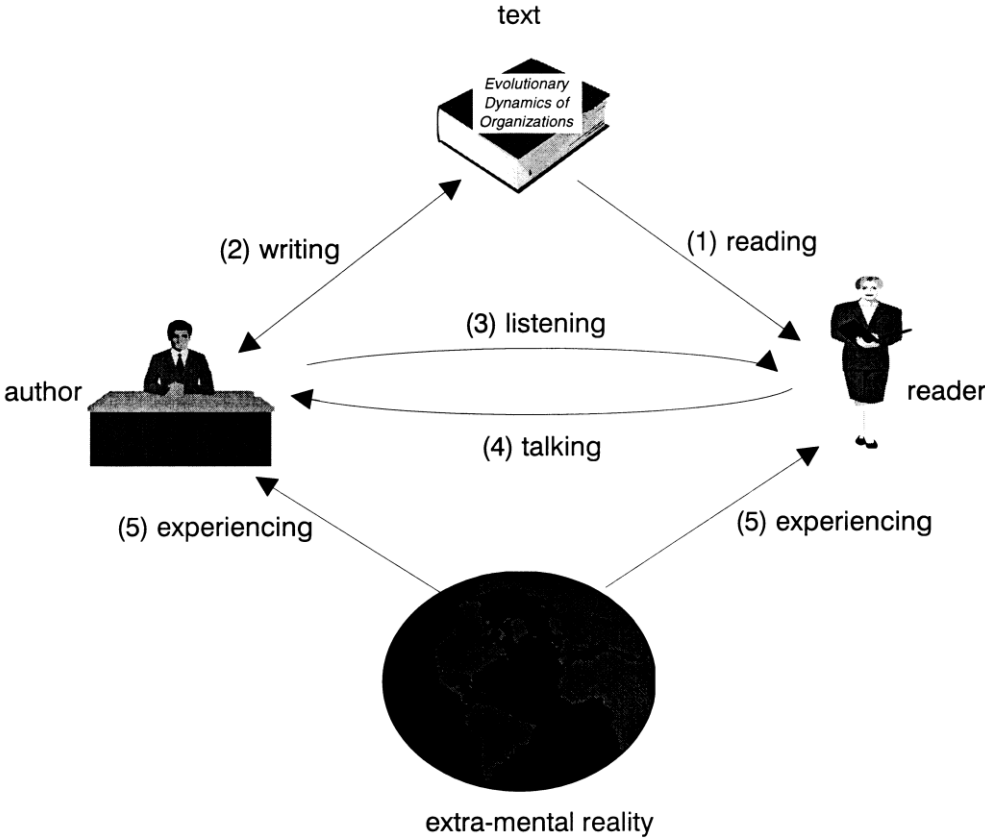
Figure 24 Le modèle en "God's Eye Frame" d'Hendrickx (1998, p. 10)



Tout d'abord un modèle du « God's Eye Frame ». Ce modèle est simplifié par l'exclusion volontaire du chercheur du réel de l'objet d'étude (Figure 1). Ici, le chercheur se considère comme un observateur neutre et considère que sa vision du monde (flèche 1) est objective et non influencée par ses valeurs et ses opinions. Cette observation inductive va lui permettre de générer des connaissances, qu'il va formuler et généraliser sous forme d'hypothèse dans ses écrits (flèche 2). Du fait de sa séparation avec le monde réel, la seule confrontation entre les théories qu'il produit et le réel est donc à travers ces écrits (flèche 3). Ce modèle de production scientifique n'est valable que si le chercheur, à travers sa formation qu'il estime adéquate, peut transcender sa subjectivité et interpréter le réel de manière détachée et fidèle : « He perceives his relationship with these as independent of time, space, and mind, as if he is like God [. . .] He believes that what he sees is the way the phenomena in the extramental world are." (Hendrickx, 1998, p. 10).

Un tel modèle n'est pas viable pour l'analyse du management stratégique des brevets, d'une part du fait de la complexité du sujet, et de l'autre du fait qu'il s'agit d'un phénomène qui ne s'est lui-même réellement diffusé dans les entreprises que relativement récemment (environ une vingtaine d'années). Nous ne possédons pas encore les connaissances pour garantir que notre formation soit adéquate et que nos observations empiriques capturent la réalité sans subjectivité. De ce fait, il est nécessaire de s'impliquer directement dans le réel et d'échanger, même de manière informelle, avec ceux qui y sont confrontés tous les jours et qui l'ont vu évoluer. Afin d'impliquer le chercheur, Hendrickx (1998) définit un second modèle de création des connaissances : le modèle participatif.

Figure 25 The participant frame



Dans ce modèle, le chercheur prend part à la discussion sur le meilleur moyen d'aider les entreprises, ce qui nécessite d'abord de comprendre leurs pratiques et leurs consé-

quences. Afin de prendre part à cette discussion, il va diffuser ses observations au travers de ses écrits (2), car il s'agit du mode de communication qu'il maîtrise. Ces derniers seront lus par les « praticiens » (1), avec qui il va alors échanger (3 et 4), pour confronter leurs deux expériences du réel (5). En participant à cette discussion, il comprend les différents points de vue de personnes réelles qui reflètent leurs différents intérêts et objectifs (Putnam, 1981). Ce raisonnement implique que le chercheur est conscient que ces connaissances sur le sujet d'étude proviennent des précédents travaux publiés dans la littérature académique et de ses expériences personnelles, ce qui implique que sa connaissance est incomplète, et donc subjective. Contrairement au modèle de l'œil de Dieu, il reconnaît alors qu'il n'en sait pas plus ou moins que ceux qu'ils observent, mais plutôt qu'ils savent quelque chose de différent. Dans ce modèle, son rôle est alors d'intégrer ces points de vue à sa méthodologie, pour enfin contribuer à la littérature académique en formalisant des connaissances dispersées à travers les acteurs du réel.

Pour les sciences de gestion, Hendrickx préconise ce modèle par rapport à « l'œil de Dieu ». Ce dernier est à la source d'un comportement autoritaire et dogmatique du chercheur qui l'empêche de considérer d'autres sources de connaissances et méthodes d'analyses que celles de ses prédécesseurs.

En ce qui concerne mon sujet de recherche, je ne peux qu'adopter son point de vue. Afin d'observer au travers des données ce que les managers vivent au quotidien, je ne pouvais me contenter des publications précédentes sur le sujet. En plus d'enrichir la littérature académique des publications de professionnels, j'ai à de nombreuses reprises échangés avec des praticiens du brevet. Ces témoignages furent essentiels pour « détourner » de leur usage premier certains outils existants, qu'ils proviennent des milieux académiques (indicateurs) ou professionnels (cartographie), ou bien en créer de nouveaux. De même, présenter mes travaux aux praticiens m'a permis d'approfondir l'analyse de mes résultats au travers de leurs expériences. J'apportais alors des con-

naissances auxquelles la plupart d'entre eux n'avaient jamais été exposés, pour développer de nouvelles méthodologies d'analyse des brevets et dont je vais pouvoir diffuser les conclusions dans mes écrits.

Pour conclure, au vu de ses éléments, répondons à la question de l'objectivité ou de la subjectivité de mon ontologie. Ma définition du réel, que je tente d'atteindre et de comprendre, est à la croisée de sources de connaissances variées. Les plus académiques d'entre elles considèrent l'existence d'un réel objectif, alors que la vision des professionnels est subjective, car fortement influencée par leurs valeurs et intérêts personnels. Pour ma part, je considère mon ontologie comme objective. Ainsi, je m'appuie sur la connaissance partielle de ce réel des praticiens que j'ai consultés, mais dont on ne pourra s'approcher qu'au travers de l'expérimentation rigoureuse d'un scientifique.

6.4. S'inspirer de l'expérience des acteurs du brevet.

Aucun chercheur ne dispose d'assez de connaissances sur les pratiques de management interne des brevets des entreprises étudiées pour être en mesure d'en comprendre vraiment la stratégie. Sans cette expérience pratique, concevoir une méthodologie d'étude adaptée est quasi impossible. En effet, on ne peut tester l'efficacité et la pertinence d'un outil d'observation si on ne sait pas vers où le pointer, ni ce qu'il doit nous montrer. Cette thèse s'inscrit dans un programme CIFRE, en partenariat avec l'INPI, qui assume les fonctions d'office des brevets français. Elle est donc profondément liée au monde de l'industrie et m'a permis de discuter du management des brevets, de leur dépôt à leur exploitation, avec des professionnels expérimentés de la PI, examinateurs de l'INPI, directeurs du management stratégique des brevets, du licensing, des litiges, conseils juridiques... Ces discussions furent pour moi d'une aide considérable pour notamment maîtriser les stratégies de dépôts, les classifications technologiques, les méthodes des examinateurs, les besoins des entreprises, les données de brevets ou encore le fonctionnement des départements brevets de grandes entreprises mondiales.

Dans un premier temps, ces échanges m'ont permis de préciser l'orientation de mes travaux. Complétés par la littérature académique, ils m'ont permis d'identifier les problématiques pertinentes, autant pour la recherche académique que pour les industriels. Ces échanges, bien qu'informels, furent essentiels dans la formulation de mes hypothèses précédant l'application de mes nouveaux outils empiriques. Avec la revue de la littérature, ils constituent donc la première étape de ma démarche hypothético-déductive. Après avoir obtenu mes premiers résultats, j'ai eu l'occasion d'échanger avec ces mêmes experts, ce qui m'a permis de revisiter mes conclusions et d'affiner la portée de mes analyses. Confronter ses résultats à des experts praticiens permet de vérifier leur cohérence et d'identifier des améliorations et approfondissements potentiels. Ceci permet de mettre à jour et de décoder très précisément la stratégie de management des brevets des entreprises analysées sur la base d'information publiques.

Conclusion de la partie 1 :

Amorcé dans les années 1980 par de grands groupes d'électroniques, notamment TI puis IBM, l'évolution du management des brevets est autant radicale que rapide. Conçus à l'origine comme des outils de protection d'invention individuelle, les brevets sont désormais des outils stratégiques employés à l'échelle du portefeuille. Cette évolution a fait l'objet de nombreux travaux académiques. Ces derniers ont pour objectif de comprendre comment les entreprises utilisent désormais les brevets pour conserver ou obtenir l'avantage concurrentiel obtenu par leurs activités d'innovation. Pour la plupart, les résultats de ces travaux sont tirés d'enquêtes (Giuri et al., 2007; Granstrand & Holgersson, 2012, 2017), d'entretiens (Azzam et al., 2017) ou d'analyses qualitatives des brevets (Sternitzke, 2013). Afin d'élargir la portée de ces analyses et approfondir notre connaissance, je propose dans cette thèse d'appliquer les méthodes quantitatives basées sur les données de brevet comme l'analyse bibliométrique (Squicciarini et al., 2013), sémantique (Arts, Hou, & Gomez, 2020) ou cartographique (Caillaud & Sternberger, 2021), à l'analyse des brevets en tant qu'actif stratégique. Mon application de ces méthodes diffère alors de leur usage initial d'estimation de la qualité des brevets comme résultats du processus de R&D. Les questions de recherche 1 et 2 sont dédiées à ces problématiques, et des éléments de réponse sont apportés dans la deuxième partie au travers de quatre articles. De plus, les travaux sur les *Patent Thickets* ont démontré que la complexification des technologies avait eu un effet conséquent le management des brevets (von Graevenitz et al., 2012). La troisième question de recherche est alors dédiée à l'analyse de l'impact des technologies émergentes sur le management des brevets, étudiées à travers le cadre méthodologique développé précédemment. Cette question sera traitée dans la troisième partie, par deux études de cas sur l'intelligence artificielle.

Table des illustrations de la partie 1 :

Figures :

| | |
|---|-----|
| Figure 1 Structure de la thèse | 18 |
| Figure 2 Les trois littératures | 24 |
| Figure 3 Chaîne de valeur et capacités mobilisées (Reitzig & Wagner, 2010) | 26 |
| Figure 4 Coûts pour l'Etat et recours par les entreprises au CIR (CNEPI, 2021)..... | 60 |
| Figure 5 Schéma descriptif en première page du brevet de la ceinture de sécurité en trois points (DWPI) | 71 |
| Figure 6 Comparaison des designs Samsung avant/après les produits d'Apple | 73 |
| Figure 7 Jony : Le smartphone de Sony, imaginé par Apple | 74 |
| Figure 8 Nombre de cas de procès en contrefaçon de brevets déposés devant les tribunaux des États-Unis entre 1999 et 2016 (WIPO, 2018)..... | 75 |
| Figure 9 Quatre configurations de brevets | 77 |
| Figure 10 Couverture de The Economist du 6 mai 2017 | 113 |
| Figure 11 Collaborations internationale mesurée par les brevets co-déposés (Zheng, Zhao, Zhang, Chen, & Huang, 2014, p. 692) | 120 |
| Figure 12 Cartographie des brevets d'afficheur à émission de champ à nanotube de carbone (Chang, Wu, & Leu, 2010, p. 13) | 121 |
| Figure 13 les 5 Catégories de transmetteur de Gould et Fernandez (1989, p. 93) | 123 |
| Figure 14 Brevets regroupés en cluster par mots-clés (Chang et al., 2010, p. 13)..... | 124 |
| Figure 15 Un graphe complexe à comprendre et analyser (Sternitzke et al., 2008, p. 21) | 125 |
| Figure 16 Graphe automatique proposé par le Lens Project..... | 126 |
| Figure 17 L'outil de GraphMyTech | 127 |
| Figure 18 Les différents clusters d'une carte sur les brevets de Jeu vidéo | 129 |
| Figure 19 Ensemble des brevets composant la carte des technologies du Jeu vidéo | 130 |
| Figure 20 Exemples de détection de l'apparition d'une nouvelle technologie par la carte des brevets..... | 131 |

| | |
|---|-----|
| Figure 21 Carte internationale des brevets médicaux..... | 133 |
| Figure 22 Pyramide des compétences en management de la PI (Germeraad & Morrison, 1999), p. 42 | 147 |
| Figure 23 Processus de réalisation de l'étude du secteur cosmétique | 163 |
| Figure 24 Le modèle en "God's Eye Frame" d'Hendrickx (1998, p. 10)..... | 174 |
| Figure 25 The participant frame..... | 175 |

Tableaux :

| | |
|---|-----|
| Tableau 1 Articles composant la thèse | 19 |
| Tableau 2 Les différents usages des brevets | 96 |
| Tableau 3 Les fonctions de l'entreprise liées aux brevets..... | 148 |
| Tableau 4 Stratégies d'innovations déterminées par deux critères (Germeraad, 2011, p.11)..... | 152 |

Partie 2 : Analyse des stratégies brevets par la qualité des inventions brevetées.

Introduction :

Cette partie est composée de quatre articles. Le premier est une revue de littérature systématique de la littérature académique et des méthodes brevetées d'évaluation de la qualité des technologies des inventions protégées au travers des données de brevets. Les conclusions de cette revue contribuent à répondre à la première question de recherche :

➤ **QR 1 : Comment définir et mesurer la qualité technologique des brevets dans le paradigme du management stratégique ?**

Le cadre méthodologique des cinq autres articles composant les chapitres 2 et 3 découle des conclusions de cette revue. Les trois articles de la partie 2 constituent deux chapitres dédiés à la seconde question de recherche :

➤ **QR 2 : Peut-on établir un outillage méthodologique pour mesurer ces stratégies identifiées ?**

Le premier chapitre est une analyse tomographique du secteur cosmétique par deux articles employant des méthodes complémentaires. Ces travaux sont le fruit d'une collaboration avec Frédéric Caillaud, ancien directeur du licensing de L'Oréal. Ces connaissances furent essentielles à l'orientation des travaux ainsi qu'à l'interprétation des résultats. D'abord, une analyse bibliométrique comparant les brevets des dix plus importants déposants du secteur en nombre de familles de brevets, comparés entre eux et au reste du secteur. Ce premier article a notamment pour objectif d'analyser comment L'Oréal utilise ses brevets en tant que leader. Cette analyse est prolongée dans le second article du chapitre qui propose une analyse cartographique des brevets de ces dix grands déposants. Cette méthode, appuyée sur de l'analyse de contenu, nous permet de visualiser les portefeuilles et d'approfondir notre interprétation des indicateurs du premier article. Le dernier chapitre de cette partie introduit une nouvelle méthodologie empirique pour détecter les brevets constituant des *Patent Fences* s'appuyant encore une fois sur l'analyse de contenu. Pour cela, une étude de cas est

réalisée dans le secteur pharmaceutique et les résultats analysés par les indicateurs bibliométriques.

Chapitre 7. How to measure technological quality of a patented invention? A literature review.

Clément Sternberger^{18,19}, Frédéric Caillaud²⁰, Ahmed Bounfour¹⁹

Abstract:

As is the custom, in order to measure the technological quality of a patented technology, expert advice is sought to compare the technology concerned with similar technologies and obtain an enlightened opinion. The now excessively high number of patents has led to massive information overflow requiring too much manpower to analyze a portfolio or an industrial sector. Exploiting information contained in patent data, researchers have designed numerous indicators assessing various aspects of patents: technological quality, legal strength or economic value. Previous literature reviews have addressed the subject of patent-based indicators, but to our knowledge, none adopted a focus on technological quality or analyzed such a wide range of indicators, both in purposes and computation methods. This focus on technological quality allows us to deepen reflexions on various issues addressed by those reviews by including additional references. We propose here a broad review of the literature, including patent analytics patented methods, highlighting the efficiency and drawbacks of indicators, identifying best practices and suggesting research avenues. Our main results highlight that the quality of a patent cannot be considered as a monolithic concept, but rather an aggregation of components measured separately, a transition era from bibliometric indicators towards content analysis, and a distortion between research works and practitioners' needs.

¹⁸ Institut National de la Propriété Intellectuelle (INPI), 15 rue des Minimes, 92677 Courbevoie CEDEX, France

¹⁹ Université Paris-Saclay, RITM, Faculté Jean Monnet, 54 Boulevard Desgranges 92330 Sceaux, France

²⁰ Organisation Mondiale de la Propriété Intellectuelle, 34 chemin des Colombettes, Geneva, Suisse

Introduction:

- *Patent count as a measure of technological capacity.*

Since 1985, there has been a sharp increase in patent filings worldwide (Pottelsberghe De La Potterie Van & Van Zeebroeck, 2008), an increase that has continued to this day, particularly with the acceleration of filings in China (Wipo, 2018). The number of patents filed by an entity (e.g., a country, region, company, university, etc.) is one of the most widespread measures of innovation, and this increase should be the sign of an acceleration in innovation. Indeed, the countries ahead of the curve in terms of technology are those with the highest number of patents (Banerjee, 2000; De Rassenfosse, Dernis, Guellec, Picci, & Van Pottelsberghe De La Potterie, 2013; Fan, Liu, & Zhu, 2017; Ramani & de Looze, 2002) and companies applying for numerous patents are often considered as the most innovative. Nevertheless, patent count is more and more challenged for various reasons. First, the number of applications is influenced by the way firms manage their portfolios and integrate patents in their strategy (Moehrle et al., 2017). As described in the extensive literature review of Soranzo, Nosella, & Filippini (2016), patents can serve many purposes in the firm's strategy:

- Exercise market power (prevent imitations, ensure technological lead, block competitors, guarantee freedom to operate)
- Combine with other forms of IP (trade secrets, trademarks)
- Improve reputation as an innovator for its competitors, partners, investors and customers
- Shape market industry (by building barriers to entry, protect industry standards, patent thickets)
- serve as tradable assets that are suitable for being externalized (licensing, selling or donating)

The number of patents applied depends on the integration of patents as strategic assets, the sector, the technology and the fact that applicants play on the flexibility of the international systems to optimise their strategy (Dechezleprêtre,

Ménière, & Mohnen, 2017; Emodi, Murthy, Emodi, & Emodi, 2017). Many of the above patenting practices rely on making numerous patent applications, which may explain the surge in patenting. It is typical of large corporation with numerous portfolios (Bhattacharya & Meyer, 2003), which used "blanketing", i.e., patenting each component of a technology in order to enhance the lock-in effect (Wang, 2007). Often referred to as patent thickets, Shapiro (2000) defines this phenomenon as "*a dense web of overlapping intellectual property rights that a company must hack its way through to actually commercialize new technology*". A second example can be observed in laboratories practices, which are more oriented towards business results than scientific results (De Rassenfosse, 2013). Consequently, American and Chinese research programs seem to be at the origin of a snowball effect in laboratory patenting (Milanez, de Faria, do Amaral, Leiva, & Gregolin, 2014). Such strategies are specific to large entities like international firms and well-known research institutes, since SMEs lack the necessary resources (Holgersson & Granstrand, 2017).

Patent quality is not at all homogeneous (Griliches, 1990). Most of the patents protect inventions of low value and only a small percentage of them are gold nuggets. Similarly, patents constituting thickets are mainly valuable in large clusters, leading De Rassenfosse (2013) to express concerns about a trade-off between the quality and quantity of patents. Moreover, it is widely known that the quality of patents delivered in the different patent offices around the world is not equivalent. Patents delivered by EPO are of higher quality than those delivered by USPTO (Belenzon & Pataconi, 2013; Jaffe & Lerner, 2004; Quillen, Webster, & Eichmann, 2002; Van Pottelsberghe De La Potterie & François, 2009). Japanese and Chinese patents are on average of much lower value due to local incentives for filing and unique local patent regulation (Branstetter, 2001; De Rassenfosse & van Pottelsberghe de La Potterie, 2012; Milanez, de Faria, do Amaral, Leiva, & Gregolin, 2014b; Ordovery, 1991; Schubert, 2011).

Patent count seems increasingly unreliable as a means of comparing the innovation capacity of entities (countries, firms or research laboratories). It is essential

to go further than the number of filings when measuring innovative capacity and R&D output. There are many methodologies outlined in the literature dedicated to measuring the technological quality of patented inventions through the analysis of patent data. Based on this extensive body of literature, we have reviewed various indicators below to determine those that are the most effective for measuring the technological quality of a patented invention. Our analysis is focused on what they actually measure, how they are calculated, the data required to contextualize them and highlight their limitations. This review of the scientific literature takes stock of various debates within the literature and identifies interesting future research areas in order to better assess the quality of technological innovations.

- *Previous Literature reviews on patent technological quality indicators*

As essential elements in the innovation management and economics researcher's toolbox, the matter of patent quality indicators has already been addressed in previous literature reviews and publications. We differ from them in two points: our definition of patent quality and the scope of our analysis.

Patent quality definitions

The definition of patent quality varies depending on the expectations regarding the patent of the person who wants to measure it. In the eyes of policy makers, patent quality resides in their ability to distribute private knowledge in order to accelerate innovation and consequently economic growth (Guellec; 2005). In contrast, firms tend to consider that the quality of a patent lies in its ability to support the development of new products or block entries to market to potential competitors. Numerous publications have therefore linked patent quality to the individual value of the patents or firms' economic performances (Nagaoka et al., 2010). Finally, a benevolent inventor may find quality in patents through their ability to improve the life of other people, as did Frederick Banting, James Collip and Charles Best who discovered insulin in 1923 and sold the patent for a symbolic £1 to the University of Toronto. Such quality can be referred to as the social value of a patent, measured through its ability to improve

global welfare. Those qualities can be assessed through the various applications of patent analysis (Abbas, Zhang, & Khan, 2014). Our literature review addresses indicators imitating an evaluation one may expect from a technical expert, and measuring what we define as *technological quality (TQ)* which focus on the quality of the technical solution as protected and described in the patent. *TQ* is an overall term which includes among others aspects: novelty, complexity, broadness and impact of an invention. Since *TQ* is a common determinant input to other qualities we exposed above, we interest ourselves in indicators allowing us to distinguish and isolate *technological quality* from others.

Analysis scope

Several previous publications addressed the measure of patent technological quality by addressing specific subjects such as the statistical use of patent data (OECD Patent Statistic Manual; (OECD Pat. Stat. Man., 2009), empirical analysis of selected indicators (Katona, Le, & Chen, 2006) and specialized reviews on indicators based on citations (Jaffe & De Rassenfosse, 2017) or content analysis (Aristodemou & Tietze, 2018). We enrich these studies with a broader scope of analysis comprising both bibliometric and content indicators, including additional sources, more recent results and an unprecedented review of patented patent analysis methods.

- Publication and patent corpus

The following process was considered as the most relevant to select publications dealing with *PQ*. We identified 840 scientific articles from the Web of Science (WoS) database by using the following keywords: "quality", "value", "valuation", "indicators", "index", "rating", "novel", "useful", "citation", "breakthrough", "generality", "originality" or "radical", from 1999 to 2019. We discarded the articles not coming from top-ranked relevant journals such as "Research Policy", "Strategic Management Journal", "Journal of Technology Transfer", "Management Science", "Organization Science" or "Scientometrics", and those with no relevance (upon reading their abstract). Several additional articles were identified by reading the citations, generated or received, or

were suggested by other researchers.

The patent corpus has been extracted from the Clarivate Analytics databases (DWPI and DPCI). We used a query based on the CPC class G06Q0050184 dedicated to patents “protecting industrial property management tools” which we combined with keywords²¹ in order to select the methods used to analyse the quality of patented inventions using indicators. 239 patents meet these criteria, and 21 address the subject of technological quality.

In total, we analysed over 134 publications and 21 patents.

This review is divided into four parts. The first part addresses the issue of bibliometric indicators, including an analysis of their drawbacks and recommendations on practices to be adopted, the second explores content analysis methods and the third provides a review of the methodologies outlined in related patents. Lastly, we discuss our results and future research avenues regarding three issues: a comparison of the indicators and tools employed by academics and practitioners, arbitration between bibliometric indicators and content analysis, and the relation between novelty and impact.

Bibliometric indicators

A) Ex Post: Measure of the technological impact

- Forward citations count

The most common measure of the quality of an invention is the number of citations the patent receives from later patents. Indeed, a patent is a technical solution to a technical problem, and if an invention inspires an inventor to develop another solution, the inventor has to cite the older patent. Citations received measure the inspiration generated by a solution, and thus its impact. This measure, which was first outlined in (Garfield, 1955) publication, has grown in popularity following the work of

²¹ Query available in Annexe

the NBER, which saw the creation of a large database of citation-based indicators in 2001 (B. H. Hall, Jaffe, Trajtenberg, & Berglass, 2001). The first validation of this indicator is economical. Forward citations have been linked several times to economic performances at the invention, patent portfolio and company level (Grimaldi, Cricelli, & Rogo, 2018; Harhoff, Frederic M. Scherer, & Vopel, 2003; Tahmooresnejad & Beaudry, 2019). Thanks to the availability of financial data, research supporting the economic relevance of this measure is the most prevalent. Since technological quality is a component of the economic success of an invention, one may consider that such validation is sufficient to conclude that there is a similar link between forward citations and technological quality. However, it is well known that some important inventions did not find commercial success, and considering that economic success systematically reflects quality will be a misleading extrapolation. Demonstrating the correlation between citations received and technological quality is more complex due to the lack of data on the quality of inventions evaluated by experts. (Benson & Magee, 2015) argue *"technological domains with a higher average number of citations to patents in the domain should have higher rates of improvement of performance"*. We found similar support for this theory at patent scale in (Moser, Ohmstedt, & Rhode, 2018), whose findings suggest that corn seed patents receiving many citations perform much better: 1 % additional performance in crops increases citations received by 0.8 %. (Czarnitzki, Hussinger, & Schneider, 2011) used a group of selected "wacky" patents against a group of random patents to show those receiving significantly fewer citations. (Albert, Avery, Narin, & McAllister, 1991) found a strong correlation between citation intensities and expert evaluations in a case study of 77 Kodak patents, while (Narin, 1995) concludes that US "pioneering patents" and other prominent patents receive a higher number of citations. Moreover, the fundamentality of inventions may be assessed through the generality index developed by (Trajtenberg, Henderson, & Jaffe, 1997). The indicator measures the diversity of the classification of patents citing the focal patent, which reflects the broadness of follow up applications for the invention. The measure revealed that academics patents are more fundamental than others. Due to the lack of

data, the link between the technological impact and citations received lacks systematic validation, but the results of numerous case studies bring us to the conclusion that citations are indeed an effective indicator.

Empirical results show that the distribution of citations received is concentrated in a minority of inventions (Albert et al., 1991; Goodall, 2009; Katona et al., 2006). Given this peculiar distribution, academics have focused their work on the minority of patents receiving a very high number of citations. To identify important inventions, various authors recommend selecting the top 1 %, 5 % or 10 % of inventions receiving the most citations (Ahuja & Lampert, 2001; Kerr, 2010; Singh & Fleming, 2010). These inventions are called breakthrough inventions, defined as fundamental inventions that will serve as a basis for the development of many others (Malva, Kelchtermans, Leten, & Veugeliers, 2015). However, since this definition does not take into account the variability in the distribution of citations across technologies, (Malva et al., 2015) prefer to select inventions whose number of citations is between 1 and 5 standard deviations from the mean of a chosen technology class. (Arts, Appio, & Van Looy, 2013) validate this approach, which assesses the possibility of detecting inventions identified as important by experts by means of various indicators. The authors find that a patent receiving a premium of citations equivalent to the standard deviation to the mean is 173 % more likely to protect an invention of considerable importance.

However, the measure remains imperfect and many biases have to be taken into account when computing the indicator (Roach & Cohen, 2013). The number of citations depends on various factors such as the office where the patent was filed and the level of expertise of the inventor. In the concluding part of this section on bibliometric indicators, we will analyse several of those biases and their consequences on the evaluation of the quality of inventions, and pinpoint solutions to reduce them.

- *Ex Ante: Analysis of the invention knowledge base, novelty and scope*

For simplification purposes, many researchers and analysts summarise the quality of a patent in terms of its impact measured by forward citations, due to their significant

correlation with its value. This practice overlooks a considerable amount of information obtainable as soon as the patent is published and not subject to the same bias. Thanks to these data, it is possible to assess the novelty and the scope of a protected invention.

- *Measures of novelty*

On a one-off basis, the authors we refer to considered that on the one hand, indicators based on data generated after the patent publication measure the impact of the patent, and on the other hand those using data available at publication date only assess its novelty compared with prior art. We found it hard to believe the first part of this affirmation, but we now consider the second too simple. Novelty itself lacks a clear definition and encompasses several concepts such as radicalness, originality, combination, recombination, interdisciplinarity, fundamentality, etc. Consequently, there is little chance of identifying a bibliometric novelty indicator which reaches the same consensus as forward citations do for impact measurement. We propose three groups of ex-ante technological indicators based on the similarity of the kind of novelty they measure.

i. *Use of scientific knowledge*

Except in the field of chemistry, very few scientific publications cite patents (Bhattacharya & Meyer, 2003). This observation reflects the established idea that the scientific knowledge base (contained in academic publications) is more advanced than the technological base (in patents). In this manner, a first form of novelty is to provide a technical application of the knowledge developed by scientific research. Non-Patent References (NPRs) are used to identify patents based on scientific publications. NPRs can therefore be used to track knowledge flows between public and private research (Roach & Cohen, 2013). Patents containing NPRs are more likely to be breakthrough inventions (Arts, Leuven, & Veugelers, 2013) and are of higher value (Basse Mama, 2018). Like patents, scientific publications are classified (e.g. ISI/Thomson Scientific database), which makes it possible to identify patents citing fundamental research publications that are more likely to be breakthrough patents (Malva et al., 2015a), and

to identify those creating new combinations of science and technology, which receive more citations (Verhoeven, Bakker, & Veugelers, 2016).

Only a modest proportion of patents relate to scientific research, and a more widespread method relies on the use of patent technology classification to measure novelty. These classifications, determined during the examination process, are attributed to patents based on their technological content, up to very high precision level. They therefore represent an essential tool to produce indicators of technological quality. Three main classification systems can be found in the literature, the USPTO classification system (USPC, used until 2013), the International Patent Classification (IPC) updated each year by WIPO, and the Cooperative Patent Classification (CPC) initiated as a joint partnership between the USPTO and the EPO and updated more regularly. IPC and CPC offer the same architecture, CPC offering a higher level of granularity. Indicators reviewed in the following section are not all computed with the same classification system, and one should consider that the empirical results exposed could differ if computed with another system or precision level.

ii. *Complexity of the knowledge base*

Only a small proportion of patents relate to scientific research, but most of them cite older patents as prior arts. Among the assessable components of the knowledge base mobilised by the inventor when creating the invention, citations to older patents constitute the most substantial part. Like the NPR count, the backward citation count has been linked to novelty and value since it reflects broadness of the knowledge base (Harhoff, Frederic M. Scherer, et al., 2003; Lanjouw & Schankerman, 2002). The complexity of this knowledge base can be estimated by examining citations to the prior patents and classifications used by the examiners. Many words can be used to describe the complexity of the knowledge base (cross-technological, original, radical, etc.) but most of them refer to diversity as defined by the Herfindahl-Hirschmann Index (HHI). If there are several technological diversity indicators of various definitions and efficiencies (Kim, Hwang, Jung, & Kim, 2019), at the patent scale, most of the papers

rely on the originality index as defined by (Trajtenberg et al., 1997), which measures the diversity in the classes of cited patents. This measure can be seen as the mirror of the generality index (see 1.A), replacing the diversity of citing patents by that of cited patents. Originally used to compare the basicness of university patents to corporate patents, it has been applied in several research projects (Katona et al., 2006). In 2001, (Shane, 2001) proposed an indicator of radicalness similar to the originality indicator, which only takes into account classes in which the examined patent is not classified. Radicalness is the mobilisation of knowledge outside its own knowledge base, especially in newer fields, in order to recombine it with an older knowledge base (Schoenmakers & Duysters, 2010). Patents mobilising more diverse knowledge are then considered more novel in the sense that diversity of knowledge reflects its complexity and fundamentality.

iii. *Generation and combination of technologies*

(Dahlin & Behrens, 2005) propose another definition of 'radicalness' based on three rigorous conditions. For an invention to be radical :

- its citation structure must be unobserved in the prior art (novelty, 1),
- its citation structure must not be observed in other patents filed during the same period (uniqueness, 2),
- it must spread after its publication (impact, 3).

The patent is therefore radical in the sense that its radical knowledge base became popular after the patent publication. The latter condition may be contested, as insisting that radical inventions must have an impact creates a success bias, particularly as some radical inventions do not realise their potential (Verhoeven et al., 2016). Novelty (1) and uniqueness (2) are different from radicalness as defined by Shane (2001) and are close to a novelty measure based on generation and combination of technological classes. To formalise this concept, we rely on the work of (Lobo & Strumsky, 2019), who implement three measures of novelty based on the generation of novel combinations

of classes corresponding to distinct sources of innovation:

- Patents for "refinement" classified only in existing combinations. They accounted for nearly 90 % of patents in 1865, falling gradually to nearly 60 % by 2015. These incremental inventions improve productivity on a day-to-day basis, but they are not the ones that will initiate significant changes (Schoenmakers & Duysters, 2010). These patents receive fewer citations than others.
- "Combination" patents, those classified in a novel combination of classes, which represented more than 40 % of the patents filed in 2015. They emerge from 'combinatorial research', defined as early as 1934 by Schumpeter as the combination of more or less distant and mature knowledge, but which already existed and serve as the basis for new technologies (Verhoeven et al., 2016). Verhoeven et al. (2016) employs a similar definition for "Novelty in Recombination" patents (9 % of patents) and extends this principle to patents creating new class combinations in prior art citations (22 % of patents) under the name "Novelty in technological Knowledge Origins". Their results suggest that only patents in both categories receive more citations than others. The difference in proportion between the "Combination" (40 %) and "Novelty in Recombination" (9 %) patents can be attributed to the fact that the CPC is much more precise and therefore generates more novel combinations (Lobo and Strumsky, 2019).
- Fleming & Sorenson (2001) define "pioneering patents" as lacking prior art citations, thus embodying the idea of Trajtenberg et al. (1997) that basic inventions present fewer antecedents. However, in their review, Jaffe and De Rassenfosse (2017) conclude that the relation between the number of backward citations and patent importance is unclear since patents without backward citations are considered less important by experts (Von Wartburg, Teichert, & Rost, 2005), receive less citations (Yoshikane, Suzuki, & Tsuji, 2012), and are less capable of standing up in court (Liu et al., 2011). Given the questioning of this

indicator, we suggest considering the two categories of patents defined by Strumsky and Lobo (2019). They refer to patents for which all the classifications are novel as "Origin patents" and implement the term "Novel combination" when a novel class is combined with existing classes. These patents are extremely rare (<1 %) and are the most novel.

- *Patent Scope*

A patent's scope may be considered as the territory it is securing. Scope captures numerous items of information since it relates to a patent technological quality (reflects the broadness of the invention and its applications), its legal strength (larger scope leads to greater protecting power) and economic value (broader invention guarantees a more important monopoly and greater freedom to operate). Available immediately upon publication, scope is a relevant option to forward citations to measure the importance of an invention. There are two ways to measure patent scope: through its technological classification and its claims. Novelli (2014) argues that claim scope relates to the number of variations of the core inventive idea (various applications of the invention) while class scope relates to the positioning of those variations in the inventive space. The distinction may seem tenuous and the two measures correlate (Marco, Sarnoff, & deGrazia, 2019), but it is important to consider the two do not capture the same information.

i. *Scope measured by technological classes*

The number of technological classes in which the patent is classified by the examiner computes the scope of the technological classes. Technological classes present various granularities and (Lerner, 1994) first introduced the measure with a count of four-digit international patent classes, but the precision level may be adjusted to fit analysis purposes. Firms whose portfolios are composed of broader patents are valued higher (Lerner, 1994; Harhoff, Frederic M. Scherer, et al., 2003) and these patents are more likely to lead to commercialization of a product (Nerkar & Shane, 2003; Shane, 2001). In addition, they may receive more citations since they are more

likely to be considered as prior art (Katona et al., 2006).

ii. *Scope measured by claims*

Claims are a legal representation of the technology protected by the patent, similar to class scope, but expressed in words. To limit the power of each patent, the application cost rises rapidly with additional claims. Consequently, a higher number of claims is associated with a broader scope. Assuming that applicants are rational, an applicant spending the extra cost of an additional claim is considering that his invention presents additional potential application for a new product or market (Tong & Frame, 1994). Most measures only take into account the final independent claims count (after examinations) since they result from a “negotiation” between the applicant, who wants his patent to be as broad as possible and so often overestimates it, and the examiner, whose mission is to determine the true breadth of the invention and so reduces the scope. One may consider that scope only measures legal strength or economic value since a patent securing a vast “territory” does not ensure technological quality. However, the total number of claims performs better than patent counts to measure innovation performance when comparing countries (Tong & Frame, 1994). Ergo; Knight, 2013) argues that early patents in the technological cycle should be broader, and empirical results from Wittfoth (2019) tend to agree. His results also show they receive more citations and are more linked to scientific knowledge through NPR, which reassures their position as fundamental patents. Those broad patents are precious since they are longer, more expensive and difficult to obtain (Marco et al., 2019).

- *Indicator limitations and practice recommendations*

i. *Technological and temporal effect*

The progress of the technology life cycle affects the citation count. It is manifest that older patents received more citations, and such an issue can be easily resolved by counting citations received only after a fixed period of time has elapsed for the last patent (usually 5 or 7 years, as recommended by the OECD). This solution is

unsatisfactory for long-term studies (over 10 years). Patents filed early in the cycle receive more citations because they are rarer, more innovative and citing these early patents increases the chances for subsequent patents to be granted (Atallah & Rodríguez, 2006; Haupt, Kloyer, & Lange, 2007; Milanez et al., 2014; Moser et al., 2018; Wang, Chiang, & Lin, 2010). In the long term, the patenting and citing practices evolved making it inadvisable to compare patents, especially since databases are frequently truncated for the most recent patents (Kuhn et al., 2019; Lerner et al., 2017). When conducting an analysis on diverse technologies or sectors, one must take into account that technological cycles vary and affect the rate of citation in different ways (Wang, 2007), changing the window of opportunity to determine which inventions are the most important. Empirical results of (Katona et al., 2006) highlight significant differences in the average count and distributions of generated and received citations between classes.

To compare forward citations between technologies and periods, we identified two suitable solutions in the literature. The first approach is econometric and described by (Marco, 2006). Using a hazard estimation focused on citations inflationary factors, he predicts citations. Thus, the author suggests either to compute the ratio or the differences of actual citations on predicted citations. Both could be used as an alternative measure of technological impact. The second method, called "time and tech class adjusted" by (Lerner et al., 2017), consists in referring to citations received by patents applied the same year in similar classes. The number of citations received is therefore divided by the value of the mean (Seru, 2013) or the 3rd quartile (Dindaroğlu, 2018) of citations received by patents sharing similar classes and year of filing. Logic would suggest this method reduces both technological and time biases. However, its simplicity, which is the strength of this method, could equally be its weakness and this method does not receive the same econometric validation as the previous method. Both methods are promising but to our knowledge remain relatively unused in the research area, and would consequently benefit from more exposure and empiric validation. Such methods do not only apply to indicators based on patent-to-patent

citations, but also to those based on publication-to-patent citations. The capacity and speed of knowledge transfer from scientific research as measured by NPRs vary greatly from one scientific discipline to another and from one technological sector to another (Callaert, Grouwels, & van Looy, 2012; Fan et al., 2017; Meyer, 2001; Park & Kang, 2009).

ii. Office effects

Due to legal specificities, such as the full disclosure act, patent offices have an impact on the citation count (Meyer, 2000). The USPTO issues the most citations to patents in the world: families with a member registered at the EPO receive 6.4 times more citations from patents registered at the USPTO than from those registered at the EPO, and only a few citations come from China or Japan (Bakker, Verhoeven, Zhang, & Van Looy, 2016).

By using only patents filed through the PCT (Patent Cooperation Treaty: international treaty allowing the filing of a single international patent application with the World Intellectual Property Organization – WIPO) or triadic patents (Patent applications filed with the US, European or Japanese patent offices), it is possible to compare high-value international patents (OECD, 2009; Messinis, 2011). However, doing so excludes a large proportion of patents and introduces other biases, e.g. variation in the propensity of countries to resort to applying through the PCT (Lombardo, 2008). The most effective way to reduce these biases is to calculate the indicators at the family level (De Rassenfosse, Dernis, Guellec, Picci, & Van Pottelsberghe De La Potterie, 2013b). Families are patent sets designed to protect the same technical content in different offices (Martínez, 2010). Finally, studying citations by family worldwide allows collection and comparison of opinions from various experts on the same technology (Wada, 2018). In order to keep only valuable patents, (Dechezleprêtre, Ménière, & Mohnen, 2017) advise keeping only families with at least two members, i.e. patent extended at least once, filed via the PCT or subject to divisional applications or continuing applications.

There are different definitions of the patent family (Martínez, 2010) and the

choice of family will significantly influence the indicators assessed (Bakker et al., 2016; Martínez, 2011). Depending on the definition chosen, the number of patents without citations varies between 25 % and 88 %. The INPADOC family seems to produce homogeneous results (Bakker et al., 2016) but the choice of family and conditions depends principally on the research topic (Martínez, 2011).

iii. Scope limitation and bias

Class count to measure the scope is also subject to bias. The main one is the simple count of classes which does not take into account the novelty of these classes or their combination. Some patents classified in numerous classes only build on diverse knowledge inputs, while some do in fact generate new knowledge that refers to distinct domains. At equal numbers of claims, firms applying for patents with broader class scope capitalize on their patent at lower rates which may reduce the success of the invention (Novelli, 2014). The efficiency of class scope has long been disputed: some results diverge from the seminal work of Lerner (1994) when conducting an analysis on a broader set of patents and conclude on no relation, or even a negative relation, between class scope and patent value (Harhoff, Frederic M. Scherer, et al., 2003; Lanjouw & Schankerman, 2004).

Considering claim scope, (Katona et al., 2006) observed that the number of claims is exposed to the same bias as other bibliometric indicators. Due to application rules, tariff and technological specificities modification or differences, the number of claims varies greatly between offices, time cohorts and technologies. Although analysing claim count leads to interesting results, it does not seem to resolve the limitation of bibliometric indicators.

iv. Citations and knowledge flows

The interest of the indicators reviewed until now is to analyse knowledge flows in order to assess the novelty, originality and impact of an invention's development process. Their interest lies in the assumption that citation flows can be retraced through citations. If this assumption has been taken for granted for years, it is now called into

question for two reasons: data quality and citation practices. The first mainly questions the NPR and may be resolved through data pre-processing. It is addressed in the following paragraph. The second calls into question the use of the bibliometric indicators themselves.

NPR links a patent to a vast diversity of documents, of which scientific publications represent only a modest proportion (Callaert et al., 2012). Most of the time, these NPRs are only of interest to researchers and practitioners and it is necessary to be more precise. As an example, only S-classified NPRs can be used on PATSTAT, identifying scientific publications by supervised machine learning (Callaert et al., 2012) or measuring knowledge flows by semantic analysis (Magerman, van Looy, & Song, 2010). Recently, in a bid to improve the measurement of science to technology knowledge flows, several research projects have made available cleaned data. Using various machine-learning techniques, these bases can be used to link patents and the scientific publication they are citing. If the coverage, quality and availability conditions of the data vary between those bases, having such qualitative data available is becoming necessary to anyone studying knowledge transfer or measuring technological quality. To our knowledge, four bases are available: the DWPI – Derwent World Patents Index, Matt Marx “Reliance on Science in Patenting” (Marx & Fuegi, 2019), PatCit from G. Derassenfosse and C. Verluise, and the Lens Project database. Finally, like patents, the quality of scientific publications is not homogeneous. (Poege, Harhoff, Gaessler, & Baruffaldi, 2019) compared the value of patents citing high quality, low quality and no science. They conclude that the value of a patent citing high quality science doubles in value when compared with patents citing low quality science, which are as valuable as inventions with no science backing. Scientific quality appears as a new bias, which may be controlled if the NPR data employed are precise enough to identify the cited publications.

In 2000, Meyer weighted the specificities of patent citations compared with citations of scientific publications. He concluded that, compared with publications,

citations in a patent are the result of a social process involving several players (inventors, attorneys and examiners) which leads the authors to challenge the fact that a citation always reflects actual knowledge flow (Alcácer, Gittelman, & Sampat, 2008).

To begin with, NPRs are not necessarily evidence of science-to-industry knowledge transfer and, conversely, some patents related to scientific research do not have NPRs (Callaert, Pellens, & Van Looy, 2014; Meyer, 2000b; Roach & Cohen, 2013). Concerning patent-to-patent citations, analysing classes of patents cited gives rise to various biases rendering citations a noisy source of information for indicators (B. Hall, Jaffe, & Trajtenberg, 2001). In other words, if patent A cites patent B, it is uncertain that B really entered in the development process of patent A (Meyer, 2000). Roach and Cohen (2013) label this "errors of commission", where the applicant will add a citation even if the source cited did not influence the creative process. Conversely, the applicant may deliberately (or unintentionally) omit to cite one of his or her sources of inspiration. These are designated "errors of omission". The first error comes from citations generated by applicants (inventors and attorneys), which are often disrupted for strategic reasons (Corsino, Mariani, & Torrisi, 2019; Wada, 2018). However, applicants' citations refer more to patents that have indeed entered the production process and therefore reflect the actual knowledge flows (Yoshikane & Suzuki, 2014). For patents filed at the USPTO, the applicant's citations should be more comprehensive and therefore contain more noise from errors of commission and less noise from errors of omission (Schoenmakers & Duysters, 2010; Wada, 2018). An applicant may unknowingly make an error of omission if he or she is unfamiliar with previous patents and the prior art search is done after producing the invention. Conversely, an expert will try to dodge potentially conflictual patents to ensure the broadest protection, and may commit a deliberate error of omission (Meyer, 2000).

The search for prior art carried out by patent examiners should partly compensate for these errors, as they can select from among the applicant's citations those they consider to be relevant (reducing errors of commission), and add, by way of

their own searches, prior art citations that may limit the applicant's claims (reducing errors of omission). However, these may not necessarily trace the actual knowledge flows that led to the invention, as the examiner's citations are sometimes unknown to the inventor, particularly at the EPO (Criscuolo & Verspagen, 2008; Yoshikane and Suzuki, 2014). Examiners are interested in novelty when citing a patent, not quality (Moser et al., 2018) or inventive step (Sternitzke, 2009). Examiners' citations block or limit patents on the grounds of non-novelty, making them a high-potential measure of novelty. The number of examiner citations received is significantly and positively related to the probability of patent renewal at 4, 8 and 12 years, whereas those from applicants are not (Hegde & Sampat, 2009). However, Alcácer et al. (2008) find that the technologies with the lowest share of citation by examiners are those with the highest patent value, indicating that examiners do not immediately master the most recent technologies.

The most important bias remains that identified by Kuhn et al. (2019). Their empirical results on USPTO patents shows that by 2014, the top 5 % of patents generating the most citations generated 46 % of the total citations received by older patents. They point that patent citations are becoming more and more noisy, losing efficiency over the time and which calls for alternative analytical tools.

v. *Ex Ante indicator efficiency*

Despite the limitations described above, impact indicators based on forward citations benefit from a high degree of confidence among the scientific community. The same cannot be said for ex-ante indicators measuring knowledge diversity (e.g., originality and radicalness): various studies conclude that they do not exhibit a significant influence on citations (Strumsky & Lobo, 2015; Yoshikane, Suzuki, & Tsuji, 2012; Zhang et al., 2017) nor on the probability of the patent being a breakthrough invention (Arts et al., 2013; Arts, Hou, & Gomez, 2020). (Harrigan, Di Guardo, Marku, & Velez, 2017) apply a novel method for measuring originality and observed contradictory results when reproducing the experiment conducted by (Trajtenberg et

al., 1997). Nemet & Johnson (2012) found that backward citations to external prior art have no effect on forward citations, the relation even being negative for computer and medicine technologies. They propose three explanations: inventors are not prompt to cite external distant prior art since there is a negligible risk of being caught, firms avoid risk and therefore there is not enough success to reveal a significant positive effect, and finally that inventions emerging from cross-technological cooperation are difficult to assimilate for later inventors. We consider these explanations convincing and propose in turn two other hypotheses compatible with those of Nemet & Johnson (2012).

In the first place, the indicators may not efficiently capture the invention's novelty. Originality and radicalness indicators only count the number and diversity of classes cited without taking into account the rarity of the classes or their combinations. There has been a substantial increase in the number of classes per patent: 85 % of patents were in more than one class in 2000 against 40 % in 1870 (Strumsky and Lobo, 2015), which naturally increases the value of indicators based on the number of classes. Furthermore, as we outlined above, citations do not always reflect actual knowledge. These indicators may be even more impacted by this bias when considering that citations could represent a partial knowledge flow. Let us consider the example of patent 2 citing patent 1. 1 is classified in classes A, B and C. If patent 2 inventor has been influenced by technological input related to classes A and B, but not C, it will appear more original or radical than it in fact is. Such bias may affect every indicator using backward citations, not only knowledge diversity.

A second explanation would be that the relation between novelty and impact might not be linear. As shown the 19th century Luddites movement, it is well known that success of an invention is not only governed by its novelty but also by its suitability for the social and economic environment in which it appears. In a consistent way, several publications report an inverted U-shaped relationship between novelty and citations received (Dindaroğlu, 2018; Lei et al., 2010; Wang, Van De Vrande, & Jansen,

2017) suggesting that inventions that are too exploratory are too radical to be successful. These results imply that patent technological quality is plural and consequently cannot be measured through a unique golden indicator. We will dedicate a paragraph to this question in the discussion part of this paper.

- *Bibliometric indicators summary table*

| Indicators | Measurement | Efficiency | Drawbacks | Variations and improvements | Seminal references |
|---------------------------------------|---|--|--|---|----------------------------|
| Analysis of the knowledge base | | | | | |
| Backwards citations count | Broadness of the knowledge base | Contested | No correlations with other indicators | Introducing measure of the age of backward citations (Average, most recent or oldest one) | (Trajtenberg et al., 1997) |
| Originality | Diversity in the knowledge base | An acknowledged indicator but questioned by recent results | No correlations with other indicators, questioning of citations to capture knowledge flows | Variation in technological class granularity | (Trajtenberg et al., 1997) |
| Radicalness, Shane (2001) | Mobilisation of knowledge outside invention scope | An acknowledged indicator but questioned by recent results | No correlations with other indicators, questioning of citations to capture knowledge flows | Variation in technological class granularity | Shane (2001) |

| Novelty | | | | | |
|---|---|---|--|--|--|
| Absence of backward citations | Novel inventions do not have relative previous art | Contested | No correlations with other indicators | / | (Trajtenberg et al., 1997) |
| Radicalness, <i>Dahlin&Behrens (2005)</i> | Identify unique and impactful inventions | To our knowledge, little use was made of the measure which has therefore not been validated | Success bias | / | Dahlin & Behrens (2005) |
| Non Patent References | Count of backwards Non Patent References | Confirmed, highly dependent on data quality | Questioning of citations to capture knowledge flows | Filter for scientific publications, introduce measurement of reference quality | Narin et al. (1997) |
| New backward combination | Identify new combination when crossing the references of the patent | Recent indicator needing further empirical validation | Questioning of citations to capture knowledge flows | / | Verhoeven et al. (2016); Lobo & Strumsky (2015 & 2019) |
| New classification combination | Identify new combination of classes in the patent classification | Recent indicator needing further empirical validation | Classification bias: patents are regularly reclassified, i.e. the first patent may not be the first classified | / | |
| Generation | Identify new technological classes in the patent classification | Recent indicator needing further empirical validation | Classification bias: patents are regularly reclassified, i.e. the first patent may not be the first classified | / | |

| Technological Scope | | | | | |
|----------------------------|--------------------------------|-----------|---|--|---|
| Class Scope | Count of technological classes | Contested | Technological and temporal bias, non-homogeneity of classes | Variation in technological class granularity, introduction of distance measure between classes | Lerner (1994) |
| Claim Scope | Count of claims | Confirmed | Technological, geographical and temporal bias | Number of independent claims, claims before/after examination | Tong & Frame (1994), (Jean O. Lanjouw & Schankerman, 2004; Lanjouw & Schankerman, 2002) |
| Claim length | Fundamentality of the claim | Contested | No correlations with other indicators | | (Marco et al., 2019) |

| | | | | | |
|-------------------------------|--|------------------------------|--|--|--|
| Impact | | | | | |
| Forward Citation Count | Measure of the impact of the invention on the development of former inventions | Confirmed | Timeliness, technological, geographical and temporal bias | Second hand citations, Applicant/Examiner filter | (Garfield, 1955); (B. H. Hall, Jaffe, Trajtenberg, et al., 2001) |
| Self-Citation count | Measure of continuous technological development | Lack of empirical validation | No consensus | Origin of the citation: Applicant or examiner | |
| Generality | Broadness of the impact of the invention | Confirmed | Timeliness, technological, geographical and temporal bias questioning of citations to capture knowledge flows, can only measure the fundamentality of cited patents | Variation in technological classes granularity | (Trajtenberg et al., 1997) |

Content analysis

As we conclude in the previous paragraph, bibliometric indicators show large drawbacks. Fortunately, patents contain a second source of information even richer than their metadata. After the form of the text, it is time to focus on the substance. Reitzig (2004) envisage three generations of indicators: the first is aimed at measuring a patent's value (citations received, renewal, family size, etc.), the second at evaluating its technological quality (originality, radicalness, etc.), and the third uses the content of the patent text directly to measure its quality. These predictions would appear to come true as the proposals of several authors converge in favour of the use of patent text rather than metadata to measure patent technological quality.

- Keyword methods

A first approach consists in detecting new terms or term combinations, assuming that novel technologies imply new vocabulary. Walter, Radauer, & Moehrle (2017) explore this possibility by analysing a patent nominated for an innovation award. They tried to extract its technical specificities via n-grams (combinations of n words) and compare them with its direct technological and economic environment. Their findings appear to be optimistic regarding the ability of keyword text mining techniques to extract the technical features of the patents under review. The results of Arts, Cassiman, & Gomez (2018) go in the same direction. They compare three measures of similarity: number of shared classes, Jaccard index (unique keyword overlap measure) and expert rating. Jaccard keywords over-perform classes in correlation with expert rating. Therefore, keyword-based text mining seems to be an efficient way of analysing patent quality. The keyword approach allows for various applications. First, it can be used to detect emerging technologies. Moehrle & Caferoglu (2019) identify novel and persistent bi-grams (association of two keywords) in patents. After thorough text cleaning, new bi-grams are identified for each year and patents introducing them are selected as emergent technologies. Keyword analysis may also be used to improve bibliometric indicators, especially in claim scope since it

relies on text. Wittfoth (2019) improves the claim count by detecting keywords to link independent and dependent claims, and finally compute a new claim scope. Based on the hypothesis that the meaning of short phrases is broader (e.g. "A table" is more general than "A wood table"), Marco et al. (2019) count words in the shortest claim to propose a new measure of scope. Against their intuition, their results show a negative relation with forward citations. We observed the most advanced application in Arts et al. (2020), who detect patents where a new word, bi-gram, tri-gram or unique pairwise keyword combination is observed for the first time in a US patent. Those measures generally outperform all ex-ante bibliometric indicators in their capacities to detect award-winning patents, with respective accuracy rates of 73 % against 65 %. In parallel to these semantic ex-ante indicators, they introduce keyword-based ex-post impact indicators based on reuse of the novel keywords previously identified in more recent patents, which surpass forward citations in the same exercise.

A crucial methodological questioning regarding how keywords are selected must be addressed. Noh, Jo, & Lee (2015) compare methods used to select keywords and compute similarity such as frequency (words appearing the most frequently showing an emphasis), Term frequency-inverse document frequency (TF-IDF), using the variance of appearance of words to set a threshold to select words and selecting keywords via a weighting calculation unaffected by document length differences. When TF-IDF and variance methods shows similar results (in terms of words selected), they conclude that word selection differences are increasing between 1 and 30 selected keywords and then decreasing, finally being non-existent after 130 words.

- *Natural Language Processing methods*

Not being a sentient creature, a computer cannot interpret the meaning of a word. Nevertheless, it can appreciate the relationship between words by building a vector space composed of words encountered in patents. The position of each word can be determined for example by its co-occurrence in the corpus or by using other methods. With the increase of computing capacity available, the use of these

techniques falling within the scope of artificial intelligence (AI) is becoming exponentially popular in patent analytics for various purposes Aristodemou & Tietze (2018). As an example, Kaplan & Vakili (2015) used the AI techniques of topic modelling to identify patents at the root of change in later patent text. Those patents which introduce the topic in the patent literature for the first time are considered as "cognitive breakthrough" patents. They associate this new indicator with technological distance measures and diversity as computed by Trajtenberg et al. (1997). Their results conclude that if distant and diverse recombination lead to higher value inventions, they are less likely to introduce new topics which originate more from local searching. They also identified a small number of very high value patents both introducing a new topic and combining distant and diverse technologies.

Like keyword methods, the ability of text mining techniques to capture technological information in patent texts must be validated. Magerman et al. (2010) conducted a first test involving an assessment of the similarity between patents and publications of the same authors, followed by a comparison of this assessment with area specialist opinions. They conclude that the "Vector Space Modelling" method showed promising and useful results, but still required technical input in the text pre-processing steps. Next, Hido et al. (2012) predict the patentability of inventions by using machine learning combined with text mining; their results were shown to outperform previous conventional methods based on the structural properties of documents alone. Currently, a validation test has become popular among researchers. They benchmark the efficiency of their methods to extract technological information by predicting the classification of the patent, solely using its text. Recently, scores have risen to a level high enough to confirm the efficiency of these methods. For instance, using only the title and the abstract Hain, Jurowetzki, Buchmann, & Wolf (2019) reach a prediction accuracy of patent classes of 73 % for EPO patents and Li, Hu, Cui, & Hu, (2018) an accuracy of 83.98 % for US patents.

Reading along our corpus, we distinguished a pattern emerging among NLP

patent analysis publications. Authors use the capacity of NLP to vectorise a patent text to measure their similarity with other patents through distance measure (Euclidean distance, cosine similarity, etc.). They compute novelty as the lack of similarity (greater distance) with previous art and/or cohort, and impact by similarity with later patents (smaller distance).

First, Gerken & Moehrle (2012) use "Subject Action Object", a method capable of identifying the grammatical role of each word in a sentence to capture information in the text. They then used these data to produce a matrix of similarities between patents, used to compute the novelty of each patent relative to prior arts. Novelty is then measured as $1 - (\text{maximum backward similarity})$. They conclude that their measure generally outperforms bibliometric measures in the ability to detect highly novel inventions and shows higher correlation with experts' similarity rating. Then, Hain et al., (2019) trained a deep artificial neural network to measure similarity between patents. In order to lower computation capacities, they used an "Efficient nearest neighbour" computation technique to only measure the similarity of a patent with the 200 nearest patents. The novelty measure is then used to compare the novelty performance of different countries and identifies Japan as the producer of the most novel technologies in the field of electric vehicles. Finally, Arts et al. (2020) compute the backward and forward cosine similarities of USPTO patents, and introduce an impact measure based on the ratio of forward similarity over $1 - \text{average similarity of the patent with patents filed five years earlier}$. These measures remain less effective than those based on keywords.

Next, two studies claim to achieve results such that there is no need to rely on forward citations to identify impactful inventions. Kelly, Papanikolaou, Seru, & Taddy (2018) use a dynamic TF-IDF applied to word embedding on a large scale. The TF-IDF is updated for each new patent vectorised, and distance computation uses the word count of the older of the two patents to increase the importance of new words in novel patents and to take into account technological developments over the long term. They

computed an impact measure through similarity with latter patents, and novelty through inverse similarity with older patents. Along with already received citations, these two measures allow them to predict the next forward citation count confirming the ability of their method to effectively measure impact. Ashtor et al. (2019) aim to go further and simply predict the impact of inventions at the time of publication. They measure the importance of a patent by computing the inverse of its similarity with its cohort, using TF-IDF once again. Patents with lowest similarity receive a forward citations premium of 25 % at the USPTO and 40 % at EPO. Replacing forward citations by their importance indicator, they succeed in reproducing the results of Hall et al. (2005). Both measures appear as good candidates to replace bibliometric indicators without suffering from the numerous biases we mentioned earlier and timeliness.

- *Drawbacks*

i. *Diversity of NLP methods and lack of comparability*

In comparison with bibliometric indicators, NLP publications lack homogeneity in their use of data and computation methods. First, when conducting this type of analysis, a choice is made of whether to use the whole text or a specific part, such as the abstract or the claims. If the choice of the full text can be justified by its completeness, its large size makes it noisy since it contains numerous items of information unrelated to the invention technology information, such as a description of the prior art. The abstract is a short summary of the invention acting as a compendium of technical information about the patent. Because of its descriptive aspect and its limited size, it is a good candidate for semantic analysis. As discussed for scope, the claims define the boundaries of the patent's protection. Claims are technically more precise than the abstract since they will influence the court's decision in the event of a legal dispute, but they will also be broader to cover all potential applications, which may introduce noises. In the case of keyword methods, the choice between claims and abstract does not seem to matter since selection is highly similar, but shows important differences with full text (Noh et al., 2015).

Since they also differ in methods, it is difficult to decide which the part of the text to choose by comparing publications results. A first choice is made when selecting the patent part used for the corpus. The patent texts will then be pre-processed using stemming and lemmatization methods, such as the removal of stop words (e.g. words that are too common or unique words which may be a typing error) or replacing a plural word with a singular word in order to replace words by concept. This will allow researchers to summarize patents either by a few selected keywords or a vector. There are numerous implementations of these methods. Next, as we saw earlier, keyword selection methods produce different results and the same applies to NLP models trained on the corpus using various methods such as TF-IDF to weigh the importance of words or word embedding approaches, e.g., Word2Vec. This is a second determining choice. Then, measures of distance constitute a decisive choice. Once again, there are numerous distance measures (Jaccard, Euclidean, Manhattan, etc.) and the choice of one measure will greatly influence indicator efficiency. Similarity computation is the last choice. Several options are available, such as only counting the most similar previous patents and estimating novelty as the distance to the last point, or taking an average value of similarity with patents chosen above a threshold. In the end, content analysis is a matter of choices that make the results of each step less comparable.

Chapitre 1 *Difficulty related to patent text use*

At present, widespread access to full English patent text, abstract or even all the claims, is entirely possible for the most important patent offices. However, many patents of developing countries or older Asian patents remain untranslated even in the same patent family, and there is concern that automated patent translation may lead to information loss. For example, broad access to English translations of Korean patents is limited before the Korean office joined the "PCT minimum documentation" in 2007. Consequently, Wada (2018) prefers to implement IPC classes for international comparisons.

The next drawback of semantic analysis techniques is that it may seem

incompatible with family scale analysis. Indeed, the drafting of a patent is directly related to the regulations of its application office and a new patent is written for each extension office. We may therefore expect substantial variations in the text between members of the same family. This issue remains unaddressed in the papers we read since they only study patents applied in one office, generally the USPTO. Furthermore, in some offices, like JPO, invention scope is more restricted compared with USPTO and EPO, and consequently a single patent invention can be split into numerous patents once extended to Japan. If we cannot rely on family to group patents around a single invention, it becomes inconceivable to use semantic analysis at international scale.

Also, while keyword methods show promising results, they remain particularly subject to the bias of synonyms. A word detected as novel may be a synonym of an existing term or an evolution of the vocabulary, and consequently may not represent the generation of a new technology. In order to reduce this bias it is necessary to integrate a pre-processing step implementing stemming or fall back on a model like Google's BERT (bidirectional encoder representation from transformers), which displays interesting capabilities in the treatment of synonyms (Rob Srebrovic & Yonamine, 2020).

In closing, a drawback of patent text is the rapid and non-harmonized evolution of terminology when drawings are more comparable (Bhatti, Hanbury, & Stottinger, 2018). Indeed, not all the technical information can be obtained from the text and is only shown graphically in patent drawings. The information contained in this part of the patent has hardly ever been exploited to analysis the quality of inventions.

Patented patent analysis methods

239 inventions filed between 2001 and 2019 have been identified by our criteria: 127 in China (53 %), 69 in the USA (29 %), 32 in South Korea (14 %), 6 in Japan, 2 in India, 2 in Germany and 1 in the United Kingdom.

The period between 2001 and 2010 was calm (less than 10 applications per year). The period between 2011 and 2015 shows a slight increase in the number of applications (10 to 15 patent applications per year). 52 patent applications were filed in 2016 (22 %), 24 in 2017 (10 %), 50 in 2018 (21 %) and 16 in 2019 (partially available data).

These patented methods originate from a wide range of sources: companies of different sizes, specialised companies such as Questel or CPA Global, IP attorney firms, but none from a public research organisation (PRO), despite their intense activity in this field, as we have observed in the previous sections. It is interesting to observe that the KIPO (Korean Intellectual Property Office) filed several patents in this field, in order to analyse more precisely the quality of patents filed by companies to allow them to raise funds while using their patents as collateral.

It is no surprise to find patents only from China, South Korea and the USA since the patent offices in these countries accept patent applications concerning automated methods (Moehrle, Wustmans, & Gerken, 2018). It is obvious that the exponential increase in patent applications from Chinese companies and public research organisations (PROs) (more than one million per year) has led equally rapidly to a very high demand for methods used to actively manage large patent portfolios. These 239 inventions must be analysed in order to identify the targeted applications.

91% of the inventions mainly propose methodologies for administrative management of patent portfolios in large companies. They propose automating the management of the inventions of a patent department by assembling specialised modules, from the invention declaration up to the withdrawal of the patent. Some modules are highly specific (calculation of invention maturity, trends, internal scoring, identification of potential partners, potential buyers, counterfeiters, prior art search to destroy the validity of competing patents during disputes, etc.). Others propose extracting data, especially economic data, from markets where the company is operating to guide the regular rebalancing of patent portfolios. These proposals

generally consist in automating the patent management process used for many years in Europe and in the USA by all the professionals of the large companies. The most innovating proposals often remain highly conceptual, merely consisting of vague implementation guidelines, and lack any scientific validation.

About thirty of these patents propose to calculate automatically the potential value of a patented invention or of an invention portfolio. Calculation of this value is based on measuring the overall quality of a patent, in other words by taking into account its 3 valences (technological quality, legal quality and market potential). Numerous parameters, identified through numerous scientific studies (OECD, 2009; Squicciarini et al., 2013), have a positive or negative impact on the various valences and, eventually, on the value of the patent. Valuation experts have been familiar with these parameters for over 20 years and determining a relevant equation from these parameters is more a matter of belief than science. In 2008, Ocean Tomo, a private American bank, nevertheless tried to take up the challenge. They created an algorithm using 20 to 40 indicators to analyse the probability of survival and therefore the potential value of a patent. The value of the portfolio was equal to the total value of all the patents, which provided a means of comparing companies without considering their sector of activity. Their studies had a worldwide impact. Companies could be classified on this basis and the results were published very regularly in the largest international newspapers such as the Wall Street Journal. Extremely interested at first, the companies soon refused to take part for two main reasons: the presence of numerous, significant biases (similar to those identified above), and the black box effect due to the fact that the algorithm used was far too complex, making it impossible to understand the reason why the value of a patent should be considered to be high or low. To date, no methodology capable of precisely predicting the value and, all the more so, the selling price of a patent (or of a family of patents) has really managed to convince the professionals. However, by analysing the various patented methods, we can identify the practices and requirements of the practitioners.

21 patents out of 239 (9 %) claim the use of indicators to analyse the technological quality of the inventions (see appendix). The problem is dealt with in different ways and from complementary angles.

Of the 9 American patents, 7 were filed before 2010. What they proposed is now out of date once compared with the publications analysed previously. The most interesting is the patent filed by J. Maddox et al. (US2011/0246379). It claims a method, a system and an apparatus to produce an overall score of the quality of the patents. A large number of indicators can be used. The traditional "z-score" method is used:

$$z_score_i = \frac{(x_i - \mu)}{\delta}$$

Where x_i is the value of the indicator of patent i , μ the mean of the similar patents (sector, portfolio, cohort, etc.) and δ the standard deviation. Each indicator is weighted according to its percentile relative to the mean of the sector. The method is interesting since it can be used to reduce several biases in terms of time and sector, and therefore to compare the patents more efficiently. Depending on the data distribution, the data can be recentred by multiplying the denominator by a factor of 2, 3 or even 4. Considering the highly special distribution of the citations received, it is important to take this option into account. However, the resulting algorithm in the patent is a black box. In 2019, the patent filed by J. Walsh et al. (WO2019/10879) introduces artificial intelligence (learning and processing in natural language). The development of a patent content analysis technique alongside the studies conducted by the researchers demonstrates the interest displayed by the professionals for more efficient analysis techniques.

The other 12 patents were filed recently (2014 to 2019 inclusive) in China and South Korea. They appear to be the logical consequence of the exponential increase in the number of patents filed in these countries. Since these patents have not been extended abroad, we were only able to access the English translations of the titles, abstracts and claims, but not the bodies of the patents (only available in the original

language). They all claim the development of automated methods used to give a financial value to a patent or a patent portfolio. The indicators used are often different but always combined in a complex algorithm. The most original indicators are described below:

- Wintis Co (KR2015/107233) combines a patent filing activity index, a market potential index and index of the influence of the patents in an algorithm.
- Value Street Co (KR2015/56559) combines an index related to the applications and the features of the invention, and a performance index in an algorithm.
- University of Hebei (CN2019/106357) combines a time reference index (not detailed), a procedure duration index, a family size index and an index of the number of claims in an algorithm. In patent CN10661877, they combine a patent quality index, a family size index, a composite index taking into account the speed of occurrence of the citations, their number, the number of IPC classes and the granting of the patent, an index related to the applications (issuance, scope), and a sector index (national data) in a algorithm where each index is weighted.
- Heilongji and Technology Co (CN2018/10891944) combines an index of the level of investment, the operating conditions, the speed of the process, the IPC classes, the patent quality (not sufficiently described), and the size of the families in an algorithm.
- The algorithm can be based purely on complex financial data (KR2018/73369, KIPMEP Co.), on the traditional financial analysis methods (NPV, Cost, comparable assets) as in patent KR2018/73271, associated with an assessment of the technology by experts (KR2009/125151, Korea Invention Association) or involving deep learning and neural network techniques to predict the value (CN2018/10841653) with a score based on the measurement of semantic distances.

- Two patents claim to measure the technical impact (KR2015/102914 filed by KIBO Fund and CN2018/11084714 filed by Jiangsu data service Co) by creating algorithms which are not described sufficiently in the claims we were able to access.

In these patents, we identify two waves of inventions: one before 2010 in the USA and one after 2010 in China and South Korea. These patents claim the automatic combination of technical, legal and market potential data to give a value to patents for which no financial data is available. The analyses are completed with comparable values (when transparent transactions have taken place), expert opinions or mathematical models. Amongst the numerous patent value indicators, the inventors choose a few which they weight and combine in a complex algorithm, claimed to be predictive. No proof of relevance and ability to explain this value is provided since they are virtually unable to qualify what they have actually measured.

The claims of these patents are generally very broad, which could prevent the use of these methodologies in China, Korea or the USA. In view of the publications analysed above, these methods must be considered as demonstrating little innovative activity. We have not identified any new indicators since they have been discovered in the public domain and have already been described in articles for many years. Several composite indicators have been proposed. It is very difficult to interpret them, especially when they are weighted. The same applies to "black box" algorithms.

Unlike the indicators developed for precise applications by researchers, the practitioners are looking for a single indicator capable of estimating the value of the patent as quickly as possible and of simplifying the decision-making process. The technological quality is therefore systematically taken into account, but generally reduced to a single indicator. As we have seen above, the technological quality is in fact a multiple reality, the indicators measuring various aspects of the quality of a patent which sometimes seem to exhibit little correlation.

Discussions

- *Divergent needs of Academics and Practitioners*

We completed our state-of-the-art review by including 21 patents protecting methods aiming to measure the technological quality of patented inventions. Compared with publications, the methods were not genuinely innovative and did not suggest unknown methods. Only the use of a z-score taking into account variance of citations stands out and can be considered as an improvement of the normalisation methods of Seru (2013) and Dindaroğlu (2018). Indicators introduced in publications and those protected in patents present similarities and differences. We observed similarities such as the use of citations and classifications along a parallel growing use of text mining tools. Differences lie in the application. To respond to a research question and provide validation, indicators in publications are designed to measure a precise aspect of patent quality, e.g. novelty, broadness, impact, etc. Patented methods aim to produce an overall score combining different indicators, usually technological quality indicators and value indicators such as family size or market potential, to guide management decision-making in a timely manner. It is disappointing not to witness broader use of recent technological indicators since they are able to pick up weak signals of new product development that could be useful to investors, credit institutions and rating agencies.

- *Bibliometric or content analysis?*

We opposed two analysis frameworks in our study: those using patent metadata (citations, classifications, etc.) and content analysis. We conclude our part on bibliometric indicators with an extended list of drawbacks and practices to reduce them but not annul them. In this context, content analysis looks promising for further studies. However, although attempts to replace bibliometric indicators with text mining are multiplying, their implementations remain scarce and nevertheless require validation, particularly by bibliometric indicators. Furthermore, for the time being, text mining indicators may not be the golden indicators researchers in innovation are expecting.

We closed our review of content analysis by expressing our concerns over use of patent texts. Semantic analysis cannot be applied to international analysis due to structural reasons. In contrast, bibliometric indicators “only” suffer from bias that can be reduced through family computation. Then, semantic analysis, especially NLP, remains harder to implement and requires greater human and technical investment. As we saw, there are numerous bibliometric indicators and the use of metadata is flexible. The first step in conducting complex semantic analysis should be to consider whether or not a more convenient solution is available and to consider the added value of such methods for this issue. Finally, we are convinced that the use of text mining techniques to assess patent quality will increase over the next few decades. The two publications showing the most impressive results (Ashtor et al., 2019; Kelly et al., 2018), are still implementing an improvement of TF-IDF, a method originating from 1972 (Jones, 1972). NLP methods have improved significantly since Young, Hazarika, Poria, & Cambria (2017), and have yet to be implemented in patent analysis. Nevertheless, before fully replacing bibliometric indicators, a broader validation of the methods is still required. Facing the lack of expert rating on patented technologies, the recourse to bibliometric indicators seems to be the next step in our opinion. This validation exercise is complicated by the diversity of keywords and NLP methods, which make the results more difficult to compare. It is greatly simplified by open-source initiatives such as the free use of a patent trained BERT model or the provision of codes and data by Arts et al. (2020).

- *Novelty and Impact*

After this review of the literature, we can now compare the relationship between novelty and impact of an invention. This question is fundamental since its impact is generally only measured by forward citations, a measure that suffers from bias and especially timeliness. Academics and practitioners are dependent on forward citations which present major drawbacks, and would like to stop using them. Consequently, we must use the information available at publication and predict the impact based on invention novelty and scope. At this point, we can compare two kinds of result between

bibliometric and text mining indicators. Bibliometric indicators seem to fail to predict the impact of patents since the results converge toward a non-linear relationship between novelty and impact. Several publications report that highly cited patents are not those measured as highly novel (e.g. citing external, recent and diverse knowledge), but those finding an *"optimal balance between conventionality and novelty"* (Kim, Cerigo, Jeong, & Youn, 2016). In contrast, the recent results of publications using text mining to measure novelty report a more linear relation and associate a higher degree of novelty with more forward citations. These contradictory results lead us to formulate two hypotheses. Either bibliometric indicators fail to capture enough technological information to predict the impact, or they do not measure the same aspect of quality as text mining indicators. NLP applications to patent analysis are still in their infancy, and only a few are really capable of predicting forward citations. Further work will be necessary to validate the method and deepen our understanding of the relation between novelty and impact. Finally, it should be kept in mind that patent statistics display high heterogeneity between technologies and consequently the relation between novelty and impact may vary across fields.

Conclusion

Indicators of the technological quality of patented inventions constitute the toolbox of academics and practitioners interested in innovation analysis through patent data. We carried out an extensive review of the literature including both publications and patents to create a state of the art on the development of these methods. First, we present the numerous and various measurement of bibliometric indicators, whose effectiveness varies. Next, we examined publications employing content analysis, which we grouped into keyword analysis and NLP methods, before discussing their drawbacks. Finally, we completed our state of the art with a corpus of patented inventions claiming methods to measure invention quality. In light of our findings, various theoretical implications can be formulated. Typically based on classifications and citations, bibliometric indicators do not present a radical change in

recent years, but rather an incremental improvement in the quality of the data and variation in the computation methods to be adapted to the research question. While they remain the most used kind of indicators, they are the most criticized. Their effectiveness has been investigated in depth due to several biases, especially the use of citations to track knowledge flows and low correlations between them. Even though we suggest several practices to reduce the effects of these biases, it appears that research is reaching limits of the potential of bibliometric indicators. Given the drawbacks of bibliometric indicators, text-mining techniques seem to be the new avenue. Showing promising results, especially for NLP publications that succeed in predicting forward citations, content analysis methods remain little used. We are convinced that the methods will gain in popularity, as the method is disseminated and early results validated. NLP is a dynamic research field in information science; its application in patent analysis will improve over time, provided that academics improve their capabilities in data science. However, the methods still need to overcome various drawbacks like text data availability and international comparison. To conclude, even if the evolution of patented methods has paralleled that of research, in particular the increase in the use of text mining, they remain less advanced. Except for assessing patent value, private players show less interest in measuring patent technological quality, and aim for results that are easier to interpret rather than efficient measures. Nevertheless, these insights could deliver precious information for firms regarding their IP management and competitive intelligence, and demonstrate their innovation capacities.

Bibliography

- Abbas, A., Zhang, L., & Khan, S. U. (2014). A literature review on the state-of-the-art in patent analysis. In *World Patent Information* (Vol. 37, pp. 3–13). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2013.12.006>
- Ahuja, G., & Lampert, C. M. (2001). Entrepreneurship in the large corporation: A longitudinal study of how established firms create breakthrough inventions. *Strategic Management Journal*, 22(6–7), 521–543. <https://doi.org/10.1002/smj.176>
- Albert, M. B., Avery, D., Narin, F., & McAllister, P. (1991). Direct validation of citation counts as indicators of industrially important patents. *Research Policy*. [https://doi.org/10.1016/0048-7333\(91\)90055-U](https://doi.org/10.1016/0048-7333(91)90055-U)
- Alcácer, J., Gittelman, M., & Sampat, B. (2008). Applicant and Examiner Citations in US Patents: An Overview and Analysis. <http://ssrn.com/abstract=1273016><http://ssrn.com/abstract=1273016>
- Aristodemou, L., & Tietze, F. (2018). Citations as a measure of technological impact: A review of forward citation-based measures. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2018.05.001>
- Arts, S., Appio, F. P., & Van Looy, B. (2013). Inventions shaping technological trajectories: Do existing patent indicators provide a comprehensive picture? *Scientometrics*, 97(2), 397–419. <https://doi.org/10.1007/s11192-013-1045-1>
- Arts, S., Cassiman, B., & Gomez, J. C. (2018). Text matching to measure patent similarity. *Strategic Management Journal*, 39(1), 62–84. <https://doi.org/10.1002/smj.2699>
- Arts, S., Hou, J., & Gomez, J. C. (2020). Natural language processing to identify the creation and impact of new technologies in patent text: Code, data, and new measures. *Research Policy*, 104144. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104144>
- Arts, S., Leuven, K. U., & Veugelers, R. (2013). The Technological Origins and Novelty of Breakthrough Inventions.
- Ashtor, J. H., Buccafusco, C., Frakes, M., Freilich, J., Fromer, J., Hegde, D., Kuhn, J., Love, B., Marco, A., Miller, S., Mossoff, A., Myers, A., De Rassenfosse, G., Oullette, L., Raymond, L., Sampat, B., Sarnoff, J., Schwartz, D., Sheridan, L., ... Wright, B. (2019). Investigating Cohort Similarity as an Ex-Ante Alternative to Patent Forward Citations. In *Journal of Empirical Legal Studies* (Vol. 16, Issue 4). <https://datastudio.google.com/open/1UhtaXLMuexkpKwjE-yBl68mtxgCfiNh>.
- Atallah, G., & Rodríguez, G. (2006). Indirect patent citations. *Scientometrics*, 67(3), 437–465. <https://doi.org/10.1556/Scient.67.2006.3.7>
- Bakker, J., Verhoeven, D., Zhang, L., & Van Looy, B. (2016). Patent citation indicators: One size fits all? *Scientometrics*, 106(1), 187–211. <https://doi.org/10.1007/s11192-015-1786-0>
- Banerjee, P. (2000). Patent statistics as indicators of competition an analysis of

patenting in biotechnology. *Scientometrics*. <https://doi.org/10.1023/A:1005669810018>

Basse Mama, H. (2018). Nonlinear capital market payoffs to science-led innovation. *Research Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.03.013>

Belenzon, S., & Pataconi, A. (2013). Innovation and firm value: An investigation of the changing role of patents, 1985-2007. *Research Policy*, 42(8), 1496–1510. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2013.05.001>

Benson, C. L., & Magee, C. L. (2015). Quantitative determination of technological improvement from patent data. *PLoS ONE*, 10(4). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0121635>

Bhattacharya, S., & Meyer, M. (2003). Large firms and the science-technology interface Patents, patent citations, and scientific output of multinational corporations in thin films. In *Budapest Scientometrics* (Vol. 58, Issue 2). Kluwer Academic Publishers.

Bhatti, N., Hanbury, A., & Stottinger, J. (2018). Contextual local primitives for binary patent image retrieval. *Multimedia Tools and Applications*, 77(7), 9111–9151. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-4808-5>

Branstetter, L. G. (2001). Are knowledge spillovers international or intranational in scope? Microeconomic evidence from the U.S. and Japan. *Journal of International Economics*. [https://doi.org/10.1016/S0022-1996\(00\)00068-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1996(00)00068-4)

Callaert, J., Grouwels, J., & van Looy, B. (2012). Delineating the scientific footprint in technology: Identifying scientific publications within non-patent references. *Scientometrics*, 91(2), 383–398. <https://doi.org/10.1007/s11192-011-0573-9>

Callaert, J., Pellens, M., & Van Looy, B. (2014). Sources of inspiration? Making sense of scientific references in patents. *Scientometrics*, 98(3), 1617–1629. <https://doi.org/10.1007/s11192-013-1073-x>

Corsino, M., Mariani, M., & Torrisi, S. (2019). Firm strategic behavior and the measurement of knowledge flows with patent citations. *Strategic Management Journal*, 40(7), 1040–1069. <https://doi.org/10.1002/smj.3016>

Criscuolo, P., & Verspagen, B. (2008). Does it matter where patent citations come from? Inventor vs. examiner citations in European patents. *Research Policy*, 37(10), 1892–1908. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2008.07.011>

Czarnitzki, D., Hussinger, K., & Schneider, C. (2011). Commercializing academic research: the quality of faculty patenting. *Industrial and Corporate Change*. <https://doi.org/10.1093/icc/dtr034>

Dahlin, K. B., & Behrens, D. M. (2005). When is an invention really radical?: Defining and measuring technological radicalness. *Research Policy*, 34(5), 717–737. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2005.03.009>

De Rassenfosse, Gaétan. (2013). Do firms face a trade-off between the quantity and the quality of their inventions? *Research Policy*, 42(5), 1072–1079.

<https://doi.org/10.1016/j.respol.2013.02.005>

De Rassenfosse, Gaétan, Dernis, H., Guellec, D., Picci, L., & Van Pottelsberghe De La Potterie, B. (2013). The worldwide count of priority patents: A new indicator of inventive activity. *Research Policy*, 42(3), 720–737. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2012.11.002>

De Rassenfosse, Gaetan, & van Pottelsberghe de La Potterie, B. (2012). On the price elasticity of demand for patents. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.2011.00638.x>

Dechezleprêtre, A., Ménière, Y., & Mohnen, M. (2017). International patent families: from application strategies to statistical indicators. *Scientometrics*, 111(2), 793–828. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2311-4>

Dindaroğlu, B. (2018). Determinants of patent quality in U.S. manufacturing: technological diversity, appropriability, and firm size. *Journal of Technology Transfer*, 43(4), 1083–1106. <https://doi.org/10.1007/s10961-017-9587-7>

Emodi, N. V., Murthy, G. P., Emodi, C. C., & Emodi, A. S. A. (2017). A Literature Review on the Factors Influencing Patent Propensity. In *International Journal of Innovation and Technology Management* (Vol. 14, Issue 3). <https://doi.org/10.1142/S0219877017500158>

Fan, X., Liu, W., & Zhu, G. (2017). Scientific linkage and technological innovation capabilities: international comparisons of patenting in the solar energy industry. *Scientometrics*, 111(1), 117–138. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2274-5>

Fleming, L., & Sorenson, O. (2001). Technology as a complex adaptive system: Evidence from patent data. *Research Policy*. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(00\)00135-9](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(00)00135-9)

Garfield, E. (1955). Citation Indexes for Science: A New Dimension in Documentation through Association of Ideas. *Science*. <https://doi.org/10.1126/science.122.3159.108>

Gerken, J. M., & Moehrlé, M. G. (2012). A new instrument for technology monitoring: Novelty in patents measured by semantic patent analysis. In *Scientometrics* (Vol. 91, Issue 3, pp. 645–670). <https://doi.org/10.1007/s11192-012-0635-7>

Goodall, A. H. (2009). Highly cited leaders and the performance of research universities. *Research Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2009.04.002>

Griliches, Z. (1990). Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey. In *Journal of Economic Literature*. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(10\)02009-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(10)02009-5)

Grimaldi, M., Cricelli, L., & Rogo, F. (2018). Valuating and analyzing the patent portfolio: the patent portfolio value index. *European Journal of Innovation Management*, 21(2). <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2017-0009>

Hain, D. S., Jurowetzki φ , R., Buchmann ψ , T., & Wolf ψ , P. (2019). Aalborg Universitet A Vector Worth a Thousand Counts A Temporal Semantic Similarity Approach to Patent Impact Prediction A Vector Worth a Thousand Counts *-A Temporal Semantic Similarity Approach to Patent Impact Prediction. <https://doi.org/2437802164>

- Hall, B. H., Jaffe, A. B., Trajtenberg, M., & Berglass, E. (2001). The NBER Patent Citation Data File: Lessons, Insights and Methodological Tools. <http://www.nber.org/papers/w8498>
- Hall, B. H., Jaffe, A., & Trajtenberg, M. (2005). Market value and patent citations. *RAND Journal of Economics*.
- Harhoff, D., Scherer, F. M., & Vopel, K. (2003). Citations, family size, opposition and the value of patent rights. *Research Policy*, 32(8). [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(02\)00124-5](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00124-5)
- Harrigan, K. R., Di Guardo, M. C., Marku, E., & Velez, B. N. (2017). Using a distance measure to operationalise patent originality. *Technology Analysis and Strategic Management*. <https://doi.org/10.1080/09537325.2016.1260106>
- Haupt, R., Kloyer, M., & Lange, M. (2007). Patent indicators for the technology life cycle development. *Research Policy*, 36(3), 387–398. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2006.12.004>
- Hegde, D., & Sampat, B. (2009). Examiner citations, applicant citations, and the private value of patents. *Economics Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2009.08.019>
- Hido, S., Suzuki, S., Nishiyama, R., Imamichi, T., Takahashi, R., Nasukawa, T., Idé, T., Kanehira, Y., Yohda, R., Ueno, T., Tajima, A., & Watanabe, T. (2012). Modeling patent quality: A system for large-scale patentability analysis using text mining. *Journal of Information Processing*, 20(3), 655–666. <https://doi.org/10.2197/ipsjjip.20.655>
- Holgerson, M., & Granstrand, O. (2017). Patenting motives, technology strategies, and open innovation. *Management Decision*, 55(6), 1265–1284. <https://doi.org/10.1108/MD-04-2016-0233>
- Jaffe, A. B., & De Rassenfosse, G. (2017). Patent citation data in social science research: Overview and best practices. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(6), 1360–1374. <https://doi.org/10.1002/asi.23731>
- Jaffe, A. B., & Lerner, J. (2004). Patent medicine. In *Harvard Business Review*. <https://doi.org/10.1111/j.1572-0241.2001.03805.x>
- Jones, K. S. (1972). A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. In *Journal of Documentation*. <https://doi.org/10.1108/eb026526>
- Kaplan, S., & Vakili, K. (2015). The double-edged sword of recombination in breakthrough innovation. *Strategic Management Journal*, 36(10), 1435–1457. <https://doi.org/10.1002/smj.2294>
- Kelly, B. T., Papanikolaou, D., Seru, A., & Taddy, M. (2018). Measuring Technological Innovation over the Long Run. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3279254>
- Kerr, W. R. (2010). Breakthrough inventions and migrating clusters of innovation. *Journal of Urban Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2009.09.006>

- Kim, D., Cerigo, D. B., Jeong, H., & Youn, H. (2016). Technological novelty profile and invention's future impact. *EPJ Data Science*, 5(1). <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-016-0069-1>
- Kim, K., Hwang, J., Jung, S., & Kim, E. (2019). Which technology diversification index should be selected?: Insights for diversification perspectives. *Cogent Business and Management*, 6(1). <https://doi.org/10.1080/23311975.2019.1643519>
- Knight, H. J. (2013). Patent Strategy: For Researchers and Research Managers: Third Edition. In *Patent Strategy: For Researchers and Research Managers: Third Edition*. <https://doi.org/10.1002/9781118314289>
- Kuhn, J. M., Younge, K. A., Marco, A. C., Thank, W., Cockburn, I., De Figueiredo, R., Furman, J., Gittelman, M., Harhoff, D., Merges, R., Meurer, M., Nerkar, A., De Rassenfosse, G., Seim, K., Simcoe, T., Thompson, N., Tong, T., Toole, A., Wright, B., & Yuchtman, N. (2019). Patent Citations Reexamined.
- Lanjouw, J. O., & Schankerman, M. (2004). PATENT QUALITY AND RESEARCH PRODUCTIVITY: MEASURING INNOVATION WITH MULTIPLE INDICATORS*.
- Lanjouw, J. O., & Schankerman, M. (2002). Research productivity and patent quality: measurement with multiple indicators. *The Economic Journal*.
- Lanjouw, J. O., & Schankerman, M. (2004). Patent quality and research productivity: Measuring innovation with multiple indicators. *Economic Journal*, 114(495), 441–465. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2004.00216.x>
- Lei, X. P., Chen, D. Z., Huang, M. H., Zheng, J., Zhao, Z. Y., Zhang, X., Zhang, Z. Y., Zhao, Y. H., & Liu, R. S. (2010). An analysis for Chinese patent competitiveness, through the USPTO database in 2008. *PICMET '10 - Portland International Center for Management of Engineering and Technology, Proceedings - Technology Management for Global Economic Growth*.
- Lerner, Josh, Seru, A., Barrot, J., Bernstein, S., Bloom, N., Gurun, U., Jaffe, A., Kerr, B., Matray, A., Stern, S., Stoffman, N., & Tian, X. (2017). NBER WORKING PAPER SERIES THE USE AND MISUSE OF PATENT DATA: ISSUES FOR CORPORATE FINANCE AND BEYOND The Use and Misuse of Patent Data: Issues for Corporate Finance and Beyond. <http://www.nber.org/data-appendix/w24053>
- Lerner, Joshua. (1994). The Importance of Patent Scope: An Empirical Analysis. *The RAND Journal of Economics*, 25(2). <https://doi.org/10.2307/2555833>
- Li, S., Hu, J., Cui, Y., & Hu, J. (2018). DeepPatent: patent classification with convolutional neural networks and word embedding. *Scientometrics*, 117(2), 721–744. <https://doi.org/10.1007/s11192-018-2905-5>
- Liu, Y., Hseuh, P. Y., Lawrence, R., Meliksetian, S., Perlich, C., & Veen, A. (2011). Latent graphical models for quantifying and predicting patent quality. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. <https://doi.org/10.1145/2020408.2020586>

- Lobo, J., & Strumsky, D. (2019). Sources of inventive novelty: two patent classification schemas, same story. *Scientometrics*, 120(1), 19–37. <https://doi.org/10.1007/s11192-019-03102-2>
- Lombardo, L. (2008). New indicators linking patenting and business R&D expenditure. *Scientometrics*, 76(2), 201–224. <https://doi.org/10.1007/s11192-007-1631-1>
- Magerman, T., van Looy, B., & Song, X. (2010). Exploring the feasibility and accuracy of Latent Semantic Analysis based text mining techniques to detect similarity between patent documents and scientific publications. *Scientometrics*, 82(2), 289–306. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-0046-6>
- Malva, A. Della, Kelchtermans, S., Leten, B., & Veugelers, R. (2015). Basic science as a prescription for breakthrough inventions in the pharmaceutical industry. *Journal of Technology Transfer*, 40(4), 670–695. <https://doi.org/10.1007/s10961-014-9362-y>
- Marco, A. C. (2006). The dynamics of patent citations.
- Marco, A. C., Sarnoff, J. D., & deGrazia, C. A. W. (2019). Patent claims and patent scope. *Research Policy*, 48(9). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.04.014>
- Martínez, C. (2010). Insight into Different Types of Patent Families Patent systems View project Markets for technology View project. <https://doi.org/10.1787/5kmI97dr6ptl-en>
- Martínez, C. (2011). Patent families: When do different definitions really matter? *Scientometrics*, 86(1), 39–63. <https://doi.org/10.1007/s11192-010-0251-3>
- Marx, M., & Fuegi, A. (2019). Reliance on Science in Patenting. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3331686>
- Messinis, G. (2011). Triadic citations, country biases and patent value: The case of pharmaceuticals. *Scientometrics*, 89(3), 813–833. <https://doi.org/10.1007/s11192-011-0473-z>
- Meyer, M. (2000). Does science push technology? Patents citing scientific literature. In *Research Policy* (Vol. 29). www.elsevier.nl/locate/reconbase
- Meyer, M. S. (2001). Patent citation analysis in a novel field of technology: An exploration of nano-science and nano-technology. In *Dordrecht Scientometrics, and Akadémiai Kiadó, Budapest* (Vol. 51, Issue 1). Kluwer Academic Publishers.
- Milanez, D. H., de Faria, L. I. L., do Amaral, R. M., Leiva, D. R., & Gregolin, J. A. R. (2014). Patents in nanotechnology: an analysis using macro-indicators and forecasting curves. *Scientometrics*, 101(2), 1097–1112. <https://doi.org/10.1007/s11192-014-1244-4>
- Moehrle, M. G., & Caferoglu, H. (2019). Technological speciation as a source for emerging technologies. Using semantic patent analysis for the case of camera technology. *Technological Forecasting and Social Change*, 146, 776–784. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.07.049>
- Moehrle, M. G., Walter, L., & Wustmans, M. (2017). Designing the 7D patent

management maturity model – A capability based approach. *World Patent Information*, 50, 27–33. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2017.08.003>

Moser, P., Ohmstedt, J., & Rhode, P. W. (2018). Patent citations-an analysis of quality differences and citing practices in hybrid corn. *Management Science*, 64(4), 1926–1940. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2688>

Nagaoka, S., Motohashi, K., & Goto, A. (2010). Patent statistics as an innovation indicator. In *Handbook of the Economics of Innovation* (Vol. 2, Issue 1, pp. 1083–1127). Elsevier B.V. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(10\)02009-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(10)02009-5)

Narin, F. (1995). Patents as indicators for the evaluation of industrial research output. *Scientometrics*. <https://doi.org/10.1007/BF02018015>

Nemet, G. F., & Johnson, E. (2012). Do important inventions benefit from knowledge originating in other technological domains? *Research Policy*, 41(1), 190–200. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2011.08.009>

Nerkar, A., & Shane, S. (2003). When do start-ups that exploit patented academic knowledge survive? *International Journal of Industrial Organization*, 21(9), 1391–1410. [https://doi.org/10.1016/S0167-7187\(03\)00088-2](https://doi.org/10.1016/S0167-7187(03)00088-2)

Noh, H., Jo, Y., & Lee, S. (2015). Keyword selection and processing strategy for applying text mining to patent analysis. *Expert Systems with Applications*, 42(9), 4348–4360. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.01.050>

Novelli, E. (2014). An examination of the antecedents and implications of patent scope. *Research Policy*.

OECD Patent Statistics Manual. (2009). In *OECD Patent Statistics Manual*. <https://doi.org/10.1787/9789264056442-en>

Ordover, J. A. (1991). A Patent System for Both Diffusion and Exclusion. *Journal of Economic Perspectives*. <https://doi.org/10.1257/jep.5.1.43>

Park, H. W., & Kang, J. (2009). Patterns of scientific and technological knowledge flows based on scientific papers and patents. *Scientometrics*, 81(3), 811–820. <https://doi.org/10.1007/s11192-008-2224-3>

Poege, F., Harhoff, D., Gaessler, F., & Baruffaldi, S. (2019). Science quality and the value of inventions. *Science Advances*, 5(12). <https://doi.org/10.1126/sciadv.aay7323>

Pottelsberghe De La Potterie Van, B., & Van Zeebroeck, N. (2008). A brief history of space and time: The scope-year index as a patent value indicator based on families and renewals. *Scientometrics*, 75(2), 319–338. <https://doi.org/10.1007/s11192-007-1864-z>

Quillen, J., Webster, O., & Eichmann, R. (2002). Continuing Patent Applications and Performance of the U.S. Patent and Trademark Office - Extended. *The Federal Circuit Bar Journal*.

Ramani, S. V., & de Looze, M. A. (2002). Using patent statistics as knowledge base

indicators in the biotechnology sectors: An application to France, Germany and the U.K. *Scientometrics*, 54(3), 319–344. <https://doi.org/10.1023/A:1016026314914>

Reitzig, M. (2004). Improving patent valuations for management purposes - Validating new indicators by analyzing application rationales. *Research Policy*, 33(6–7), 939–957. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2004.02.004>

Roach, M., & Cohen, W. M. (2013). Lens or Prism? Patent citations as a measure of knowledge flows from public research. *Management Science*, 59(2), 504–525. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1120.1644>

Rob Srebrovic, & Yonamine, J. (2020). Leveraging the BERT algorithm for Patents with TensorFlow and BigQuery. <https://ai.googleblog.com/2018/11/open-sourcing-bert-state-of-art-pre.html>

Schoenmakers, W., & Duysters, G. (2010). The technological origins of radical inventions. *Research Policy*, 39(8), 1051–1059. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2010.05.013>

Schubert, T. (2011). Assessing the value of patent portfolios: An international country comparison. *Scientometrics*, 88(3), 787–804. <https://doi.org/10.1007/s11192-011-0454-2>

Seru, A. (2013). Firm boundaries matter: Evidence from conglomerates and R&D activity. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2013.11.001>

Shane, S. (2001). Technological opportunities and new firm creation. *Management Science*. <https://doi.org/10.1287/mnsc.47.2.205.9837>

Shapiro, C. (n.d.). Navigating the Patent Thicket: Cross Licenses, Patent Pools, and Standard Setting. <http://www.journals.uchicago.edu/t-and-c>

Singh, J., & Fleming, L. (2010). Lone inventors as sources of breakthroughs: Myth or reality? *Management Science*. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1090.1072>

Soranzo, B., Nosella, A., & Filippini, R. (2016). Managing firm patents: A bibliometric investigation into the state of the art. *Journal of Engineering and Technology Management - JET-M*, 42, 15–30. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2016.08.002>

Squicciarini, M., Dernis, H., & Criscuolo, C. (2013). Measuring Patent Quality. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2004.10.009>

Sternitzke, C. (2009). Patents and publications as sources of novel and inventive knowledge. *Scientometrics*, 79(3), 551–561. <https://doi.org/10.1007/s11192-007-2041-0>

Strumsky, D., & Lobo, J. (2015). Identifying the sources of technological novelty in the process of invention. *Research Policy*, 44(8), 1445–1461. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2015.05.008>

- Tahmooresnejad, L., & Beaudry, C. (2019). Capturing the economic value of triadic patents. *Scientometrics*. <https://doi.org/10.1007/s11192-018-2959-4>
- Tong, X., & Davidson Frame, J. (n.d.). Measuring national technological performance with patent claims data.
- Trajtenberg, M., Henderson, R., & Jaffe, A. (1997). University versus corporate patents: A window on the basicness of invention. *Economics of Innovation and New Technology*. <https://doi.org/10.1080/10438599700000006>
- Van Pottelsberghe De La Potterie, B., & François, D. (2009). The cost factor in patent systems. *Journal of Industry, Competition and Trade*, 9(4), 329–355. <https://doi.org/10.1007/s10842-008-0033-2>
- Verhoeven, D., Bakker, J., & Veugelers, R. (2016). Measuring technological novelty with patent-based indicators. *Research Policy*, 45(3), 707–723. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2015.11.010>
- Von Wartburg, I., Teichert, T., & Rost, K. (2005). Inventive progress measured by multi-stage patent citation analysis. *Research Policy*, 34(10), 1591–1607. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2005.08.001>
- Wada, T. (2018). The choice of examiner patent citations for refusals: evidence from the trilateral offices. *Scientometrics*, 117(2), 825–843. <https://doi.org/10.1007/s11192-018-2885-5>
- Walter, L., Radauer, A., & Moehrl, M. G. (2017). The beauty of brimstone butterfly: novelty of patents identified by near environment analysis based on text mining. *Scientometrics*, 111(1), 103–115. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2267-4>
- Wang, J. C., Chiang, C. Hsin, & Lin, S. W. (2010). Network structure of innovation: Can brokerage or closure predict patent quality? *Scientometrics*, 84(3), 735–748. <https://doi.org/10.1007/s11192-010-0211-y>
- Wang, P., Van De Vrande, V., & Jansen, J. J. P. (2017). Balancing exploration and exploitation in inventions: Quality of inventions and team composition. *Research Policy*, 46(10), 1836–1850. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.09.002>
- Wang, S. J. (2007). Factors to evaluate a patent in addition to citations. *Scientometrics*, 71(3), 509–522. <https://doi.org/10.1007/s11192-007-1698-8>
- Wipo. (2018). Guide to the International Patent Classification. <http://www.wipo.int/classifications/ipc/>
- Wittfoth, S. (2019). Measuring technological patent scope by semantic analysis of patent claims – An indicator for valuating patents. *World Patent Information*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2019.101906>
- Yoshikane, F., & Suzuki, T. (2014). Diversity of fields in patent citations: Synchronic and diachronic changes. *Scientometrics*, 98(3), 1879–1897. <https://doi.org/10.1007/s11192-013-1165-7>

Yoshikane, F., Suzuki, Y., & Tsuji, K. (2012). Analysis of the relationship between citation frequency of patents and diversity of their backward citations for Japanese patents. *Scientometrics*, 92(3), 721–733. <https://doi.org/10.1007/s11192-011-0612-6>

Young, T., Hazarika, D., Poria, S., & Cambria, E. (2017). Recent Trends in Deep Learning Based Natural Language Processing. <http://arxiv.org/abs/1708.02709>

Zhang, Y., Qian, Y., Huang, Y., Guo, Y., Zhang, G., & Lu, J. (2017). An entropy-based indicator system for measuring the potential of patents in technological innovation: rejecting moderation. *Scientometrics*, 111(3), 1925–1946. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2337-7>

Acknowledgment

We would like to thanks D. Guellec (OST), Q. Plantec (INPI), N. Sennequier (INPI), M. Wustmans (Bonn University), D. Lebert (ENSTA) and the participants of the Data & Algorithms for Science, Technology and Innovation Studies Conference organized by EPO and KU Leuven for their useful insights in relation to this research project.

Annexes

DWPI patented patent analysis method request:

ACP=(G06Q0050184) and (TID=(intellectual ADJ property) OR TID=(patent) OR TID=(patents)) and (TID=(analysis) or tid=(appraisal) or tid=(assessment) or tid=(score) OR TID=(assess) OR TID=(technological ADJ quality) or tid=(grade) OR TID=(quality) OR TID=(indicators) OR TID=(index) OR TID=(indicator) or TID=(evaluating) or tid=(evaluation) or tid=(appraising) or tid=(analytics)) not TID=(rights) not TID=(payments) not TID=(payment) not tid=(infringement) not tid=(alert) not tid=(assembly);

1. A new data-based analytical framework for innovation appropriation strategies analysis: patenting in the cosmetic sector.

Clément Sternberger^{22,23}, Frédéric Caillaud²⁴, Ahmed Bounfour²²

Abstract

Several publications based on surveys seem to indicate that firms no longer recognize patents as an effective defense mechanism. Yet, patent applications have been on a surge since the mid-1980s. Those same surveys that firms still apply for patents, but mostly for different motivations than protection, most of them related to strategic purposes. If patents have long been considered as a signal of innovation and value creation, one should now consider them as tools serving appropriation strategies. Previous works, both empirical and conceptual, already identified several of those strategies. However, their analysis remains limited by the use of survey data, while a substantial amount of information is freely available through patent data. Based on patent quality indicators from the literature, we aim to contribute to the innovation appropriation strategy literature by providing new empirical observation through the case study of the cosmetic sector. Our results reveal three specific patenting behaviors: patenting for image purposes, differences between specialists and generalist, and an oligopolistic leader strategy.

²² Université Paris-Saclay, RITM, Faculté Jean Monnet, 54 Boulevard Desgranges 92330 Sceaux, France

²³ Institut National de la Propriété Intellectuelle (INPI), 15 rue des Minimes, 92677 Courbevoie CEDEX, France

²⁴ Organisation Mondiale de la Propriété Intellectuelle, 34 chemin des Colombettes, Geneva, Suisse

Introduction

Over the previous 35 years, patent offices witnessed a sharp increase in patent filings worldwide (Pottelsberghe De La Potterie Van & Van Zeebroeck, 2008). This pattern continues today, particularly with the acceleration of filings in China (Wipo, 2018b). The number of patents filed by entity (country, region, company, university...) is one of the most widespread measures of innovation (Grupp, Muent, & Toegel, 1998), used to compare innovative performance between countries (Banerjee, 2000; De Rassenfosse et al., 2013; Fan et al., 2017; Ramani & de Looze, 2002) and firms (Hagedoorn & Cloudt, 2003). Coherently, one should expect this “patent explosion” (Hall, 2004) to reflect a sharp acceleration of the pace of innovation. Yet, the surge in applications does not seem to reflect an equivalent acceleration of innovation and technological change, and empirical analysis failed to link patent count to firms’ financial performances (Andries & Faems, 2013). Rather, it seems to signal a shift in firms patenting behavior (Danguy, De Rassenfosse, & Van Pottelsberghe de la Potterie, 2014; De Rassenfosse et al., 2020; Hu et al., 2017; Lei & Wright, 2017). This shift in patenting reflects the emergence of novel appropriation strategies (AS) of the value generated by innovation through patents. Originally, patents used in AS serve to prevent others from marketing a competing product to capture the return on R&D investments, at the cost of information divulgation (Duguet & Kabla, 1998; Levin et al., 1987). However, as argues (Teece, 1986), by linking strategy and innovation, patents may serve numerous AS. Over the years, various empirical works have pointed out the motivations for firms to rely on patents, depending on several criteria such as size, technological areas and business model (Giuri et al., 2007; Holgersson, 2013; Holgersson & Granstrand, 2017). One of the largest surveys to this day, the PatVal-EU project, conclude that only 50% of patents are applied for protection motivation (Giuri et al., 2007). However, if those works provide us with precious insight on new AS, the robustness of their results limited by their use of business surveys which implies a narrow time and geographical scope and constrain them to relatively small samples. Nevertheless, patents do provide considerable quantities of information via their

metadata, e.g., citations and classifications, and researchers have designed several indicators measuring different aspects of patent quality. To our knowledge, those indicators have barely been used jointly at the firm level to compare portfolios, and their implementation may provide us with deeper insight on the diverse strategies applied from one company to another. In light of this, we implement a new framework to analyze how firm patent AS differ based on their patent quality.

This paper presents both theoretical and applied contributions. Firstly, our empirical results yielded insight on the efficiency of several patent indicators and led us to question (in a general way) the technological quality assessments of patented inventions. Secondly, our results provide empirical evidence of three different patents based AS related to the firm's business models. First, we display how firms may use patents to give themselves an image of innovators. Then, we demonstrate that firms operating in only one sector produce a different kind of invention than those operating in several ones. Finally, we highlight how a leader, L'Oréal, employ its patents maintain its position in the face of large competitors. Thirdly, for practitioners, we hope our framework will be helpful for comparing portfolios and assessing firms' innovative capacities. We designed this framework by selecting patent technological quality indicators (TQI) from previous works based on a literature review. We selected those indicators on two criteria: their effectiveness and their capacity to assess heterogeneous aspects of technological quality which exergues. We decided to analyze the technological quality of patents according to three criteria: technological impact, knowledge base diversity, and relative novelty to prior art. Furthermore, we completed our analyses with a new taxonomy of patented invention based on the value of two TQI: originality and generality.

This paper is organized as follows. Firstly, we review the literature on the various AS through the diverse uses of patents. Then, we discuss the different patent quality indicators we use to build our framework. Secondly, we present our analytical framework and the composition of the cosmetic sector. The third section is dedicated

to the presentation of our results. We discuss those results and conclude in a fourth section.

Theoretical background

- New patent-based innovation appropriation strategies

Firm's patents use shift originates from their progressive disinterest in patents as a protective mechanism compared to other options (Holgersson & Granstrand, 2021; Levin et al., 1987). For example, due to the high cost of building an important portfolio, plus the cost of monitoring and enforcing in case of infringement, small companies prefer costless methods such as secrecy or speed to market (Leiponen, Byma, Leiponen, & Byma, 2009). Overall, three arguments are put forward by companies: the possibility of circumventing the claims of a patent to protect a similar invention (Harabi, 1994b), the disclosure of information necessary to obtain the patent (Duguet & Kabla, 1998) and finally the costs generated by patent filings (Blackburn & Kitching, 1998b; Cohen et al., 2000). However, firms do not deny the ability of patents to prevent the development of a direct copy, but rather about letting imitators create substitutes by taking advantage of patents to reduce their own development time (Pil & Cohen, 2006).

Based on this observation, which seems paradoxical in the face of the "patent explosion", several research works investigate new patent-based AS. For small firms, patents are used to promote innovative capabilities to consumers and competitors (Holgersson, 2013), but especially for investors (De Rassenfosse, 2012; Holgersson & Granstrand, 2021). For non-practicing entities, such as private research companies, patents are essentials to deliver license or sell technologies they do not intend to market (Giuri et al., 2007).

For larger firms, patents are essentially useful for two AS. The first one is to increase their bargaining power in case of legal conflict and is rather important for firms operating in complex technologies such as electronics. In those sectors, it is necessary to combine several hundred technologies to market a product, which forces companies

to own rights to as many patents (Teece, 1986). Because of the multiplication of patents, and the loopholes in the examination practiced by the offices, they create large patent thickets that (Shapiro, 2000) has defined as "*a dense web of overlapping intellectual property rights that a company must hack its way through to actually commercialize new technology*". In *Patent Thickets*, mutual infringements are inevitable, and firms need to rely on large portfolios to increase their bargain powers during negotiations. The second one is barriers to entry against competitors and is preferred in discrete technologies such as chemistry or pharmaceuticals. In this case, this practice is referred to as *Preemptive Patenting* (Neuhäusler, 2012; Ziedonis, 2004). As demonstrated by the theoretical models, this strategy is mostly useful for companies in leader position, where they can leverage their larger resources to lock strategic technologies by flooding the area of patents (Gilbert & Newberry, 1984).

Both those practices resulted in implementation of patent-based strategies such as "blanketing", which consists of patenting each component of a technology (Wang, 2007). However, most of those patents seem to be on average of low quality and only valuable when considered wholesale as protective patents (Property Office, 2013). The multiplication of patent applications by large corporations has rendered obsolete the patent count as a measure of the firm's innovation capacities. This metric alone fails to take into account the heterogeneity of patent quality (Griliches, 1990a). Most patented inventions are of low value and only a tiny percentage of them are truly valuable. This last point is illustrated by forward citations distribution, concentrated only on a few patents, when most of them barely receive a few ones (Katona et al., 2006). Furthermore, the number of patents applied for is influenced by the arbitrage between secrecy or formal patent, the maturity of the technology, the realization of market potential, and the fact that applicants play on the flexibility of the international systems in order to optimize their strategy (Al-Aali & Teece, n.d.); (Dechezleprêtre et al., 2017b). Consequently, patent counts no longer seem to be the most appropriate indicator to assess innovation capacities of large firms and report on the varied use made of patents by companies in relation to their economic activities. Facing the limits of raw patent

count, it is necessary to rely on qualitative measures.

- *Patent analytical frameworks*

- i. *Employing TQI to observe Appropriation Strategies*

The *patent management* literature has already addressed the integration of patents in the firm's strategy and business model. They demonstrated that decisions unrelated to R&D influence patenting decisions (Agostini et al., 2019; Ernst, Conley, & Omland, 2016; Moehrle et al., 2017), with an intensity that varies from one firm to another (Wustmans et al., 2019). As illustrated by the textbook case of the iPhone (Roquilly, 2009), the judicious use of the IP tools associated with a product launch is a crucial leverage. However, for the present, such analysis remained limited by their predominant recourse to insight provided by experts' interviews or survey, and data-based analysis are scarce in this research area. Yet, a large body of literature has developed multiple patent quality indicators to address numerous research questions, such as the links between patent quality and economic or financial success (Hall et al., 2005; Kogan, Papanikolaou, Seru, & Stoffman, 2017). But those works only considered patent quality as an output of innovation activities and most often neglect how firm IP management influence patent practices. If strategic decisions regarding patenting, like joint patenting or secrecy arbitrage, are affected by R&D aspects such as technological specialization or product-oriented innovation (Frechet & Martin, 2011; Lejeune & Delerue, 2013), factors arising from management decision play a significant role. Previous studies used patent quality as a dependent variable to compare the efficiency of management practices. Our proposal is to use similar indicators to discriminate and identify different practices in order to extend our knowledge of patent strategic management through an exterior point of view.

Most of the previous works which relied on patent indicators focused on one aspect of patent quality, e.g., impact, broadness or novelty. Yet, as exposed by (Higham et al., 2021), the numerous measures of quality display mitigated correlation even within similar indicators. Therefore, resuming patent quality to one indicator involves a

substantial risk to miss critical insight. Furthermore, among indicators, several placed their emphasis on patent value rather than technological quality. Consequently, our initial step consists in selecting indicators addressing technological quality to design our analytical framework.

ii. Ex-Post Qualitative Measure

The most common indicator of patent quality is the number of citations received from former patents. Citations received are indicative of the inspiration generated by a solution, and thus any associated impact. Originating from (Garfield, 1955) publications, patents forward citation counts have become a staple of the patent analytics toolbox (Jaffe & De Rassenfosse, 2017). Using expert evaluation, correlation between citations received and technological quality has been observed in several case studies at the technological and patent level (Moser et al., 2018, Czarnitzki et al., 2011, Albert et al., 1991). Given that citations are usually concentrated in a minority of inventions (Squicciarini et al., 2013; Goodall, 2009), patents at the right queue of the citations distribution gather more attention. Usually referred to as "Breakthrough inventions", they are allegedly the most important inventions (Malva et al., 2015a). They are either selected in the top 1, 5 or 10% of inventions receiving the most citations (Ahuja & Lampert, 2001; Kerr, 2010; Singh & Fleming, 2010).

The nature of the impact can differ from one invention to another when considering the variety of applications of the inventions citing the patent. Based on the diversity of citing a patent's classification, it can be assessed with the generality indicators developed by (Trajtenberg et al., 1997). Rated between 0 and 1, this indicator measures whether an invention's technological solution impacts only upon similar technologies or offers wider applications.

iii. Ex-Ante Indicators

It is possible to assess various aspects of the quality of patents via information provided during the patent application process and which becomes available as of the publication of the patent. Such analysis is therefore not limited by timeliness. Based on

backward citations and patent classifications, these ex-ante indicators measure the novelty and the diversity of the knowledge bases.

iv. Diversity of Knowledge Indicators

When applying for a patent, applicants have to cite previous works, namely those which constituted significant inspiration in the development process of the invention. Those citations are then completed by examiners who can on top add citations to prior arts unknown or omitted by the applicant (Corsino et al., 2019; Meyer, 2000; Roach & Cohen, 2013; Wada, 2018). Examining these together, relevant prior arts can be considered in assessing the diversity of the knowledge base mobilized by the inventor. There are many measures of diversity, such as the wide variety of indicators based on the Herfindhal-Hirschmann Index (HHI). However these indicators show mixed results (Kim et al., 2019). At the patent level, the most widely used indicator of diversity is the originality index as defined by (Trajtenberg et al., 1997). This measures the diversity of the classifications of the patents cited and act as a mirror indicator of Generality. In 2001, (Shane, 2001) proposed an indicator of radicalness which is close to that of originality. This indicator only takes into account classes outside the technological scope of the patent under study. Thus, radicalness represents the mobilization of knowledge outside its base, especially in newer fields, in order to recombine it with an older knowledge base (Schoenmakers & Duysters, 2010a).

v. Novelty of the Invention

A different definition is put forward by (Dahlin & Behrens, 2005) wherein radicalness does not relate to the diversity of knowledge but rather to its novelty. An invention is radical if its backward citation structure is not observed either in the prior art, neither in the patents filed nor during the same period. Those two conditions are close to the definition and measures of novelty described by (Verhoeven et al., 2016)) and (Lobo & Strumsky, 2019). They measure the novelty of an invention by considering if the technological classification (IPC or CPC) of the patent or the patents being cited are creating a new combination. Given that classification systems are scalable, new

classes are generated in order to adapt to technological innovation. Four cases are possible. In order of scarcity, they are: no novel combination; novel combination of existing classes; novel combination with new classes; and, only new classes. An inverted U-shaped relationship between *novelty* and *citations received* has been observed (Dindaroğlu, 2018; Lei et al., 2010; Wang et al., 2017), thereby suggesting that novelty may not be a sufficient condition in and of itself to guarantee technological success.

vi. Citation to Research Works

The previous arts pertaining to a patent are not only composed of older patents, but also various documents such as books or scientific publications. Those citations are referred to as non-patent references (NPRs) and they have been the subject of numerous research studies in the literature examining knowledge flows from researchers to inventors (Roach & Cohen, 2013). Indeed, since very few scientific publications cite patents (Bhattacharya & Meyer, 2003), the scientific knowledge base is considered to be more advanced. Therefore, it has been shown that the patent citing those publications is more complex, impactful and valuable (Arts, Appio, et al., 2013; Basse Mama, 2018; Cassiman, Veugelers, & Zuniga, 2008).

vii. Temporal Biases

Patents filed early in the cycle receive more citations because they are rarer, more innovative and citing those early patents increase the chances for later patents to be granted (Atallah & Rodríguez, 2006; Haupt et al., 2007; Milanez et al., 2014; Moser et al., 2018; Wang et al., 2010). The rate of evolution of the cycle varies by technology, which will in turn influence the rate of citation arrival (Wang, 2007). In this regard, changing the window of opportunity to determine which inventions are the most important is an important factor to be considered. In order to reduce time bias, we selected a window of three years²⁵ after the publication of the patent against which to count citations received and TQI based on forward citations were computed by cohorts

²⁵ The choice is based on the forward citation dynamics in the cosmetic sectors which reach their pic three years after publication (See annex 6).

of application years.

viii. Geographical Biases

Additionally, it should be noted that legal specificities proper to each patent office also affect citation count (Meyer, 2000). Owing to the full disclosure act, USPTO is the office which generates the most citations to patents in the world. EPO patents receive 6.4 times more citations from patents registered at the USPTO than from those registered at the EPO, and only a few citations from China or Japan (Bakker et al., 2016). The most effective way to reduce office bias seems to be to calculate the TQI at the family level (De Rassenfosse et al., 2013), i.e. at the scale of inventions protected in different offices, rather than individual patents (Martínez, 2010).

Methodology

- *Selected TQI*

Based on the literature review, we decided to measure three aspects of patents technological quality (*Fig. 1*): technological impact on forward inventions; diversity of the knowledge-based mobilized; and, novelty to prior arts. In total, we selected nine TQI in the literature (*Tab. 1*). Our criteria to select TQI were two-fold: their efficiency in previous studies and their relevance to our analysis. As an example, forward citation counts efficiency is consensual in the literature and it was obvious that there was a need for forward citations-based TQI. It had yet to be decided whether several parameters like the breakthrough percentages (1%, 5%, 10% or 20% of patents receiving the most citations) or the time after publication necessary to count forward citations. Tuning those parameters required computation of several versions of the indicator. We picked TQI demonstrating most heterogeneous results between firms and spread-space distribution, even though results remained similar with different configurations. Likewise, similar arbitration was equally required to determine IPC precision levels or which NPR data to use.

NPR are not necessarily evidence of science-industry knowledge transfer, since

not all NPR are related to scientific articles (Callaert et al., 2012). Hence, it was decided to consider only S-classified NPR on Patstat (citations to scientific publication) to select inventions based on scientific knowledge. Consequently, citations to manuals or databases are not considered when computing the indicator. Some of the novelty TQI mentioned above operate through knowledge flows tracked by citations.

As demonstrated by several publications, citations are noisy indicators, and they do not always represent a real knowledge flow (Alcácer et al., 2008; B. H. Hall, Jaffe, & Trajtenberg, 2001; Meyer, 2000; Roach & Cohen, 2013). Hence, following Strumsky & Lobo's (2019) methods, we decided to consider only novel combinations and generations of IPC classes in the classifications of our patent corpus.

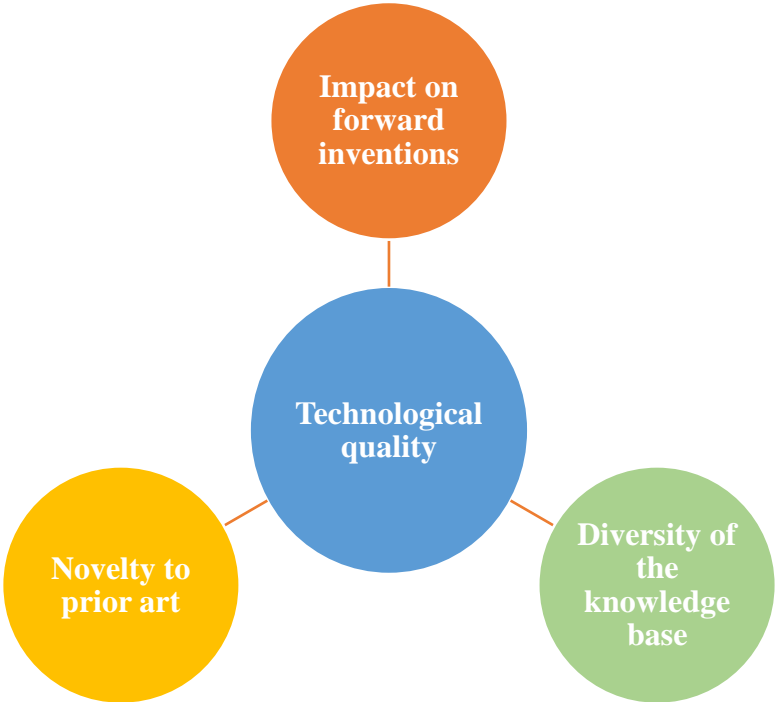


Figure 26 The three aspects of technological quality

Tab. 1 Selected TQI

| Patents Quality Aspects | TQI | Computation | Measures | References |
|---------------------------------|------------------------------------|--|---|---|
| Technological Impact | Forward citations count | Number of citations received by different patent families in the first three years after publications | The number of technologies developed using knowledge described in the patent | (Garfield, 1955; B. H. Hall, Jaffe, & Trajtenberg, 2001) |
| | Top 1% citations received | The patent family is in the 1% of families receiving the greater number of citations in its application year | Usually referred as "Breakthrough" patents, they represent patents that inspired numerous inventions and brought significant change in the sector | (Ahuja & Lampert, 2001; Kerr, 2010; Singh & Fleming, 2010) |
| | Generality IPC 8 ¹⁰ | Diversity of IPC technological classes of citing families | The propensity of the knowledge described in the patent to be applied to different technologies | (Trajtenberg et al., 1997) |
| Diversity of the knowledge base | Originality IPC 8 ¹⁰ | Diversity of IPC technological classes of cited families | The capacity of the inventor to mobilize a variety of knowledge | (Trajtenberg et al., 1997) |
| | Radicalness IPC 4 ¹⁰ | Diversity of IPC technological classes of cited families where the family is not classified | The capacity of the inventor to mobilize knowledge outside of its application fields | (Shane, 2001) |
| | Citations to Non-Patent References | Number of citations made to NPRs classified in S on Patstat (citation to an academic publication) | The capacity of the inventor to mobilize knowledge from scientific sources | (Cassiman et al., 2008; Narin, Hamilton, & Olivastro, 1997) |
| Novelty to prior art | Novel IPC 8 | Patents are classified in a novel IPC 8 class | Patents considered as sufficiently novel to create a new IPC Classes | (Lobo & Strumsky, 2019; Strumsky & Lobo, 2015a) |
| | Novel IPC 4 | First patent classified in a pre-existing IPC 4 in the cosmetic sector | Capacity of the inventor to be the first to mobilize knowledge from other sectors | |
| | Novel IPC 4 combination | First patent classified in an unprecedented pair of IPC 4 classes | Capacity of the inventor to create new combinations of existing technological knowledge | |

- *A new invention taxonomy*

(Henderson & Clark, 1990) have argued that the dual categorization of invention as either 'incremental' or 'radical' is incomplete. Indeed, when some inventions that do not modify the core concepts of the product may nonetheless amend the linkages between components (i.e., architectural innovation), others will only overturn the core concept (i.e., modular innovation). In light of this, they designed an alternative framework based on the now four types of innovations to categorize/analyze the semiconductor photolithographic alignment equipment industry. Relying on a more complex framework (i.e., with more than two categories) provides unprecedented insights to them in terms of firms' innovation process difficulties. Following the insights of Henderson & Clark (1990), we decided to categorize inventions suitable to the analysis of the cosmetics sector based on our selected TQI. Previous results concluded that patents employed in *Preemptive Patenting* and for communication purposes appears to be of lower quality, for which we have already disposed of various indicators. Yet, our analysis of the different AS between specialist and generalist firms requires a novel kind of indicator. Based on the score of each invention in both originality and generality (*Fig. 2*), the multi-dimensionality of this indicator allows us to classify invention rather than only compare score.

Inventions are classified into the following four categories:

- *Original transverse inventions*: they are high-quality inventions created by compiling various knowledge outputs and which demonstrate broad application potential. As such, they present significant potential for licensing.

- *Specialized Inventions*: Inventions realized by using diverse knowledge and used only in the sector.

- *Transverse Incremental Inventions*: Inventions based on a limited knowledge base but which nonetheless offer various pathways of applications.

- *Incremental Inventions*: Inventions developed on a limited knowledge base and whose

application is limited to cosmetics.

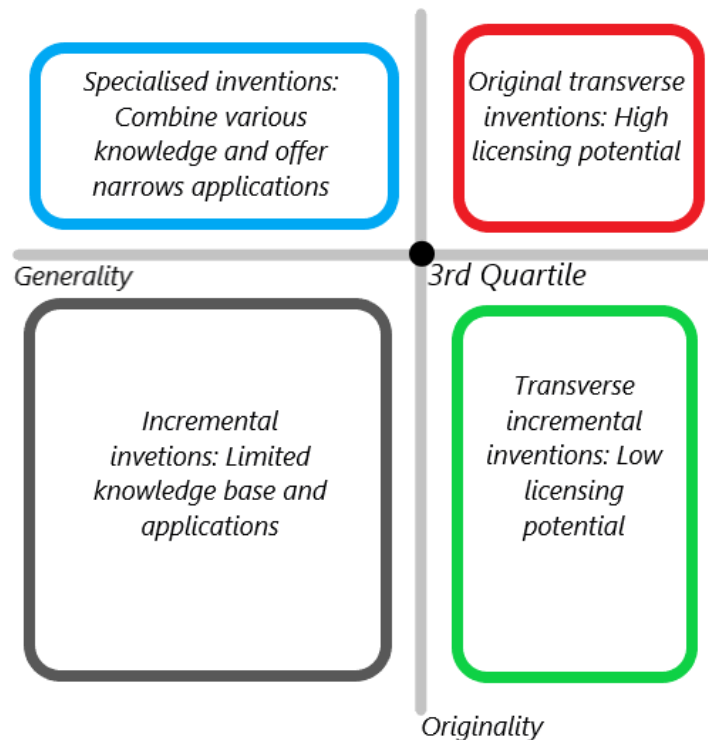


Figure 27 Invention Taxonomy

Inventions are considered *original* or *general* if the value of their indicator is higher than the third quartile. Consequently, an *original transverse invention* must obtain an Originality score and Generality score higher than 75%²⁶ in comparison with the other inventions filed in the same year.

- *The cosmetics sector*

The cosmetic sector between 1995 and 2015 was selected for several reasons. Firstly, the cosmetics market has a peculiar composition: L'Oréal is a strong leader representing about a third of the global market share alone²⁷. It is in competition with important multi-activity firms like Procter & Gamble (P&G) or Unilever, as well as smaller firms only operating in the sector of cosmetics. This peculiar market composition allows us to compare patent practices among firms of various sizes and

²⁶ On average for all application years: 0.82 for Generality and 0.93 for Originality.

²⁷ All information on the cosmetic sector is taken from the ten firms' 2017 annual report or originate from L'Oréal experts.

business models. Additionally, cosmetics technologies and patent practices are well suited for such an analysis. We can categorize cosmetic technologies into three distinct groups: biochemical compositions, equipment, and packaging. It is necessary to dispose of the three to develop a product. For example, a mascara is composed of an ink (composition), the brush (equipment) and a specific container (packaging). This diversity allows firms to deploy various strategies by choosing whether to control the entire product chain or to specialize their activity based on their business model. Chemical's generalist firms can focus on composition by capitalizing on their equipment and experience, while others can steer their business model to focus upon their image. In a sector where reputation and marketing are as important as innovation, patents can endorse different functions. Finally, we had the opportunity to present this work to the L'Oréal patent board which valuable provided feedback to us. The insights acquired have proved to be useful for the interpretation of TQI and also increased the scope of our analysis.

We designed a delimitation of the cosmetic technologies based on IPC classification. We computed the height TQI described above for the 179 827 equivalent patent families meeting standards we designed in our delimitation. Thus, we focused our analyses at the portfolios scale for the ten firms that applied the highest number of families during the period under consideration. We describe those ten firms in *Tab. 2*. Data was extracted from Patstat 2018 autumn edition. We retraced the ten firms' portfolios manually using Patstat's disambiguated applicant identification "*han_name*" and the Derwent Innovation database (see annex for more detail about the delimitation). We used the latter to gather every patent belonging to each firm, even those applied for by subsidiaries or acquired through acquisitions.

| Firm | Headquarters ' country | Total turnover ⁹ | Cosmetics business share ⁷ | Cosmetic revenues ⁹ | Total R&D Expenses ⁹ | Cosmetic inventions |
|------------------|---------------------------|--------------------------------|---|-----------------------------------|------------------------------------|------------------------|
| P&G | USA | 65100 | 18% | 11718 | 1900 | 3205 |
| BASF | Germany | 64475 | 31% | 19987 | 1888 | 1072 |
| Unilever | UK | 53400 | 39% | 20826 | 900 | 1868 |
| Dow- DuPont | USA | 52100 | 11% | 5731 | 2110 | 643 |
| L'Oréal | France | 26900 | 100% | 26900 | 914 | 15718 |
| Henkel | Germany | 20029 | 19% | 3805 | 469 | 4458 |
| Kao | Japan | 11032 | 39% | 4302 | 441 | 6051 |
| Beiersdorf | Germany | 7056 | 100% | 7056 | 196 | 2922 |
| Shiseido | Japan | 7000 | 100% | 7000 | 378 | 4347 |
| Amorepacifi c | Korea | 4004 | 100% | 4004 | 325 | 1606 |

Tab. 2 top 10 cosmetic patent applicant between 1995 and 2015 (in thousands of dollars, for 2017)

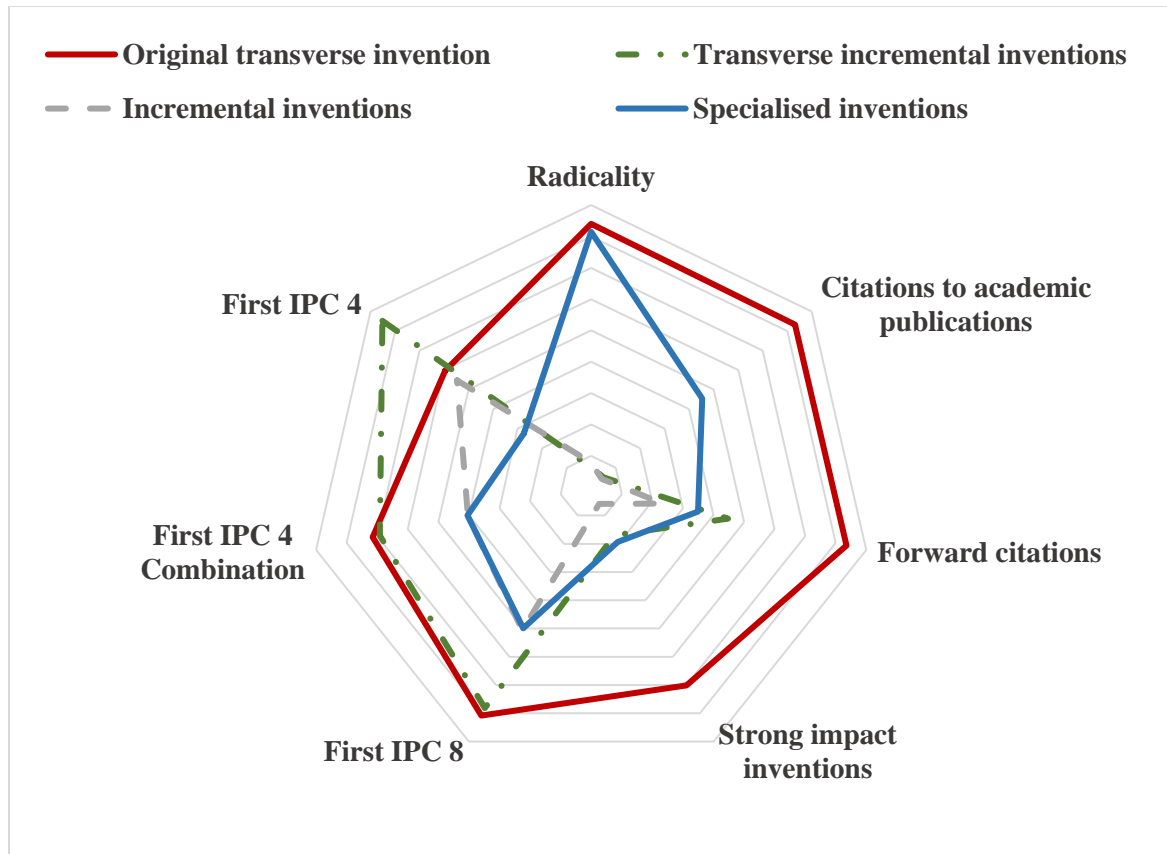
The ten largest applicants in the sector are firms of various profiles. P&G, BASF, Unilever and Dow-DuPont are the ones with the largest turnover and the largest number of employees (100,000). Henkel and Kao are diversified but nonetheless smaller firms. Even though they developed international activities, they remain highly dependent on their home country market. Those firms are "Generalist" producing various goods in different sectors. Their share of cosmetic activity varies from 11% to 39%.

L'Oréal is the world leader. It is the only company to target all segments of the cosmetics market, using all distribution channels. Beiersdorf, Shiseido and Amorepacific are smaller firms, however, their products are available in all major markets. We refer to those firms as "Specialist".

Results

- TQI empirical results

Fig. 3 Inventions taxonomy and technological quality



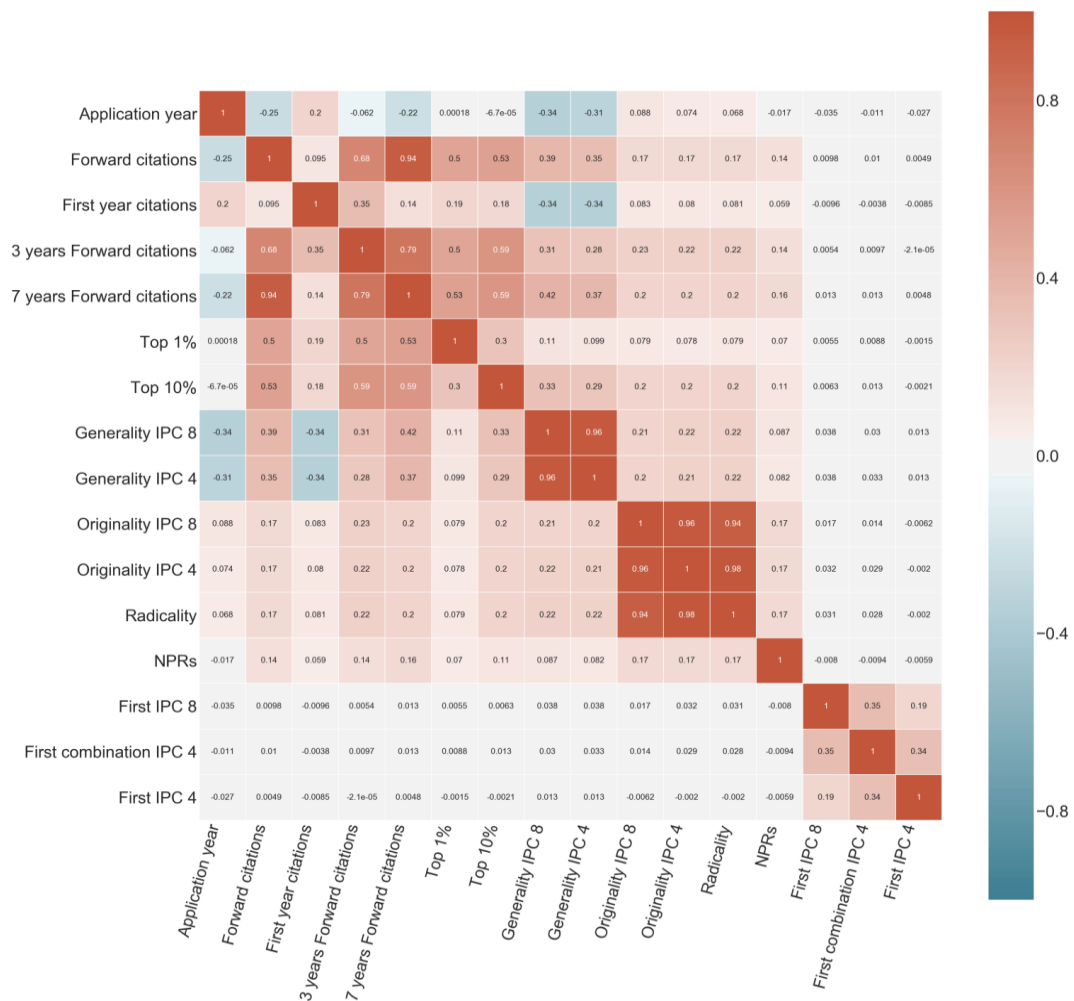
On average, apart from the generation of IPC 4, original transverse inventions outperform every other kind of invention and incremental inventions demonstrate the most modest performances. Conversely, specialized inventions rely more on scientific knowledge and are much more radical, yet transverse incremental inventions are more novel. Next, if specialized inventions receive on average fewer citations, their proportion of strong impact inventions is marginally superior to transverse incremental inventions.

| First IPC 8 | First IPC 4 | First IPC 4 Combination | Citations at 3 years | Top1% | Originality | Radicalness | Generality | Citations to Scientific publication |
|-------------|-------------|-------------------------|----------------------|-------|-------------|-------------|------------|-------------------------------------|
| No | No | No | 1,68 | 0,01 | 0,50 | 0,40 | 0,39 | 0,49 |
| No | No | Yes | 2,10 | 0,02 | 0,58 | 0,52 | 0,48 | 0,35 |
| Yes | No | No | 1,80 | 0,01 | 0,54 | 0,46 | 0,46 | 0,42 |
| Yes | No | Yes | 1,93 | 0,02 | 0,55 | 0,49 | 0,48 | 0,29 |
| No | Yes | Yes | 1,89 | 0,00 | 0,49 | 0,44 | 0,61 | 0,04 |
| Yes | Yes | Yes | 1,75 | 0,01 | 0,42 | 0,37 | 0,50 | 0,13 |

Tab. 3 Average quality of novel inventions

Novelty TQI are logistic, in the sense the invention is either novel (generating a new IPC 8 or/and IPC 4 or/and IPC 4 combination) or not, as referred to in *Tab. 3* with Yes or No⁸. Inventions introducing novel IPC 4 combination or generation perform better, in both forward citations, originality and radicalness. On the other hand, inventions generating a new IPC 8 class performs poorly.

Tab. 4 TQI Pearson Correlation Heat Map



TQI display high correlation with others assessing the same aspect of technological quality (novelty, impact or knowledge diversity). Coherently with results from (Higham et al., 2021), correlation becomes much lower when compared with other aspects, especially for novelty, even though it remains positive most of the time. It appears that general inventions receive citations later on, but will nonetheless receive more in the end. Interestingly, despite receiving more citations, the top 1% of inventions are less general than the top 10% of inventions. Radicalness and originality measures show almost perfect correlation, thus nullifying the necessity to use both.

- Firm comparisons

Tab. 5 Ten largest applicants average patent technological quality

| Applicant | 3 years Forward citations | Top 1% | Top 10% | Generality IPC 8 | Originality IPC 8 | Radicality | NPRs | First IPC 8 | First combination IPC 4 | First IPC 4 | Activities |
|----------------------------------|---------------------------|--------|---------|------------------|-------------------|------------|------|-------------|-------------------------|-------------|------------|
| Rest of the sector ¹¹ | 1,42 | | | 0,37 | 0,44 | 0,35 | 0,41 | 5849 | 2405 | 292 | |
| BASF | 2,59 | 40 | 241 | 0,58 | 0,63 | 0,56 | 0,92 | 99 | 37 | 2 | Generalist |
| Dow-DuPont | 2,76 | 31 | 168 | 0,62 | 0,76 | 0,68 | 0,60 | 22 | 9 | 1 | Generalist |
| Henkel | 1,45 | 44 | 343 | 0,33 | 0,59 | 0,51 | 0,79 | 120 | 31 | 1 | Generalist |
| Kao | 1,43 | 48 | 492 | 0,50 | 0,45 | 0,36 | 0,27 | 164 | 38 | 4 | Generalist |
| P&G | 3,51 | 188 | 988 | 0,60 | 0,77 | 0,65 | 1,50 | 91 | 57 | 6 | Generalist |
| Unilever | 2,47 | 30 | 369 | 0,54 | 0,79 | 0,64 | 0,76 | 32 | 12 | 0 | Generalist |
| Amorepacific | 1,21 | 12 | 80 | 0,24 | 0,31 | 0,25 | 0,24 | 21 | 4 | 0 | Specialist |
| Beiersdorf | 1,84 | 25 | 273 | 0,46 | 0,81 | 0,65 | 0,80 | 20 | 7 | 1 | Specialist |
| L'Oréal | 2,06 | 225 | 2206 | 0,40 | 0,85 | 0,70 | 0,85 | 346 | 82 | 6 | Specialist |
| Shiseido | 1,31 | 18 | 308 | 0,56 | 0,33 | 0,27 | 0,23 | 110 | 30 | 6 | Specialist |
| Sector | 1,54 | | | 0,39 | 0,50 | 0,40 | 0,48 | 6874 | 2712 | 319 | |

- *Patents impact comparison*

In order to analyze Top 10 firms' portfolios, we designed four impact categories based on the number of forward citations received in three years. During this period, 61% of families receive no citations at all and are classified as "no impact"; 35% receive between 1 and 3 citations and are designated as "low impact"; 3% are of "moderate impact" and receive 4 to 9; finally, the top 1% are designated as "strong impact" and receive between 10 and 400 citations. Distribution of these categories within the ten firms is disposed in the results.

Fig. 5 Impact Distribution in Firms 'Portfolios

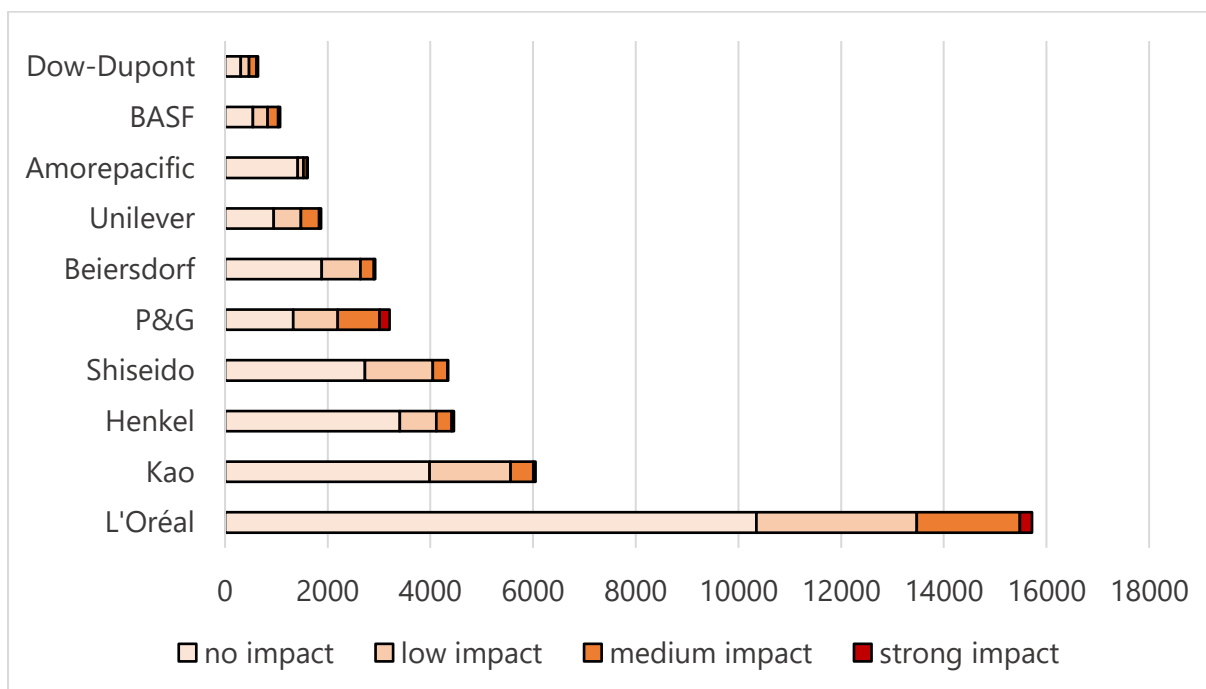
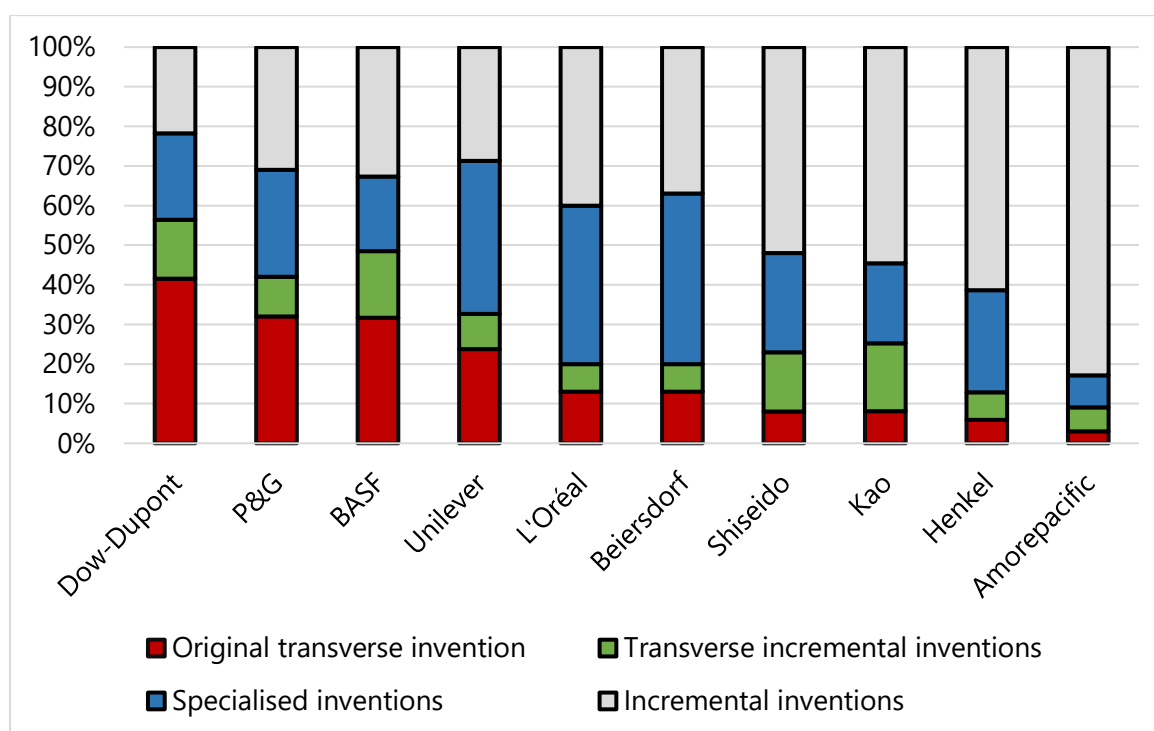


Fig. 5 displays great differences between firms in terms of distribution. If L'Oréal has applied for the largest number of strong and medium impact (nearly as much as the rest of its nine largest competitors), it also shows a very important proportion of no impact invention. Hence, the average number of citations received by L'Oréal's inventions is lower than some of its competitors.

P&G shows the best distribution. The firm has the fifth-largest portfolios, but came in second position for the number of strong and medium impact inventions. At the opposite end of the spectrum, Amorepacific shows the worst portfolio, both in terms of absolute values and in proportion. The same results can be observed for the other TQI (see *Tab. 5*). P&G and L'Oréal are usually among the firms with the highest average score, whereas Amorepacific is always last and consistently below the sector average.

- *Portfolios compositions through our taxonomy*

Fig. 6 Inventions taxonomy distribution among firms



Results show Generalist possesses the highest share of original transverse inventions and presents a relatively low proportion of incremental invention. With the exception of Unilever, they also applied for a reduced number of specialized inventions. Which is coherent with the fact that Unilever shows the highest cosmetic revenues shares among generalist firms. L'Oréal and Beiersdorf hold a very important proportion of specialized inventions and a reduced proportion of transverse inventions. Shiseido and Kao show very alike distributions: they have similar numbers of applied inventions despite their different profiles. Henkel and Amorepacific, which shows the worst distribution in terms of impact, present the highest proportion of incremental inventions.

Discussions

- *Patent technological quality indicators efficiency*

Even if we are satisfied with the analytical capacities of our framework, some observations lead us to question the efficiency of some of our TQI. Firstly, IPC 8 Originality, which presents a skewed distribution to the right with its 3rd quartile reaching 0.92 on a maximum of 1. Such a granularity level seems insufficient to distinguish originality in a discreet way: hence, we consider as 'original' inventions achieving a score of at least 0.93. Secondly, and surprisingly, novel inventions underperform in citing scientific publications and some even show negative correlations (*Tab. 4*).

Thirdly, ex-ante TQI effectiveness is subject to questioning with reference to previous results which conclude that they fail to detect impactful and breakthrough inventions (Arts, Leuven, et al., 2013; Strumsky & Lobo, 2015b). Indeed, in some cases citations to external knowledge may *decrease* the impact of the invention (Nemet & Johnson, 2012). In practice, as we expected, L'Oréal produces the highest number of novel inventions. Conversely, we expected other specialists to be more likely to produce novel inventions, but such capacities appear heterogeneous within generalist and specialist contexts. Confronted with the mixed results of ex-ante TQI, one may consider only relying upon forward citations count in order to assess patent quality. We consider it may lead to missing crucial aspects of patent quality related to firms' business models. Our results show that on average specialist firms produce low-impact inventions: however, they are more radical and original. Indeed, specialists do not design their inventions with the hope that they could be functional in other fields: consequently, they received fewer citations. As illustrated by their higher level of generality, generalist forward citation premium originates from their inventions' diversity of applications. This bias justifies our multi-criteria approach when comparing portfolios.

Additionally, TQI effectiveness may be improved. Numerous researchers have noted out that patent citation to scientific publication data lacks precision and requires disambiguation. Different options are highlighted in the literature in order to identify scientific publications. These include supervised machine learning (Callaert et al., 2012); measuring knowledge flows by semantic analysis (Magerman et al., 2010); or, using disambiguated data (Marx & Fuegi, 2019). Relying upon improved data to measure knowledge flows from scientific publications to patents may provide new and more intuitive results.

Finally, bibliometric TQI demonstrate an insignificant relationship between novelty and impact, in contrast to the results of recent publications which implement content analysis and display a linear relationship enabling impact prediction based on novelty (Ashtor et al., 2019; Kelly et al., 2018). Implementation of such methods could drastically improve (or even contradict) the outcome of our work.

- *Differences in IP management between firms*

- i. *Patent as a tool for the reputation*

In the cosmetics sector, marketing expenses are more important than R&D expenses because

this industry relies thoroughly on emotions. In the customers' mind, a product protected by a patent benefit from a scientific kudos. Consequently, patents applied by the company exercise a considerable influence on its reputation as an innovator. One can consider that a firm such as Amorepacific relies more on the marketing role of patents than their ability to protect core technologies. More globally, this use of the reputation patent seems to be more important for specialist firms, which all present the lowest rate of R&D spending per patent compared to generalists. This use of patents for such large firms is quite unusual in regard to previous literature, since it is mostly employed by SMEs, and especially start-ups, to convince investors of their innovative capacities (De Rassenfosse, 2012; Holgersson & Granstrand, 2021). Such a use maybe highly specific to the cosmetic sector.

ii. *Specialist and Generalist Appropriation Strategies*

Our taxonomy results display significant differences between firm distributions. P&G, Dow-DuPont and BASF focus on the creation of inventions with broad applications and which will be useful for their other activities or in developing licenses. By contrast, L'Oréal, a specialist company which does not deliver license to its technologies, presents a very low proportion of transverse incremental inventions. Our results highlighting differences between "specialist" and "generalist" echoes those of (Moehrle, Wustmans, & Gerken, 2018) which identify "technology" and "application" specialisms in a case study on RFID technology. Those results seem to confirm the alignment of patent practices with firms' activities.

iii. *Appropriation Strategy of a Leader*

The considerable number of low-quality patents applied by L'Oréal reflects a leader strategy to stay ahead of its competitors. L'Oréal is the only firm capable of commercially targeting all sub-segments of the market across all distribution channels. Such a strategy requires access to an ever-increasing number of inventions: L'Oréal is using this to erect a barrier of entry around high quality core patents. Even if other firms apply a similar strategy at a more modest scale, only L'Oréal possesses the means to do so systematically for every cosmetic technology. Coherently, L'Oréal is the firm presenting the lowest rate of R&D spending per patent. L'Oréal represents a typical case of a leader AS of *Preemptive Patenting* (Gilbert & Newberry, 1984). We can compare this case to (Sternitzke, 2017) Gillette et Schick/Wilkinson oligopolistic situation where the leader of the two strategically build patent walls in specific technologies in order to maintain its lead. Yet, since L'Oréal

is not facing one but multiple large competitors, the firm relies on a more systematic patenting approach in order to block the road to all its competitors.

Conclusion

We designed a framework based on patent technological quality indicators in order to compare the appropriation strategies of the ten most important patent applicants within the cosmetics industry. Based on existing TQI, *originality* and *generality*, we designed a new taxonomy to classify inventions. This framework revealed significant differences in those firms' portfolios that we linked to their business models and position on the market. Additionally, we gained several insights on patent TQI efficiency when comparing portfolios.

Thanks to openly available patent data, we succeed in gaining insights that usually remain available only through expert analysis of chosen patents or with confidential information. To conduct analysis on a sector with hundreds of thousands of patents, practitioners must rely upon automated patent analysis tools: however, none provide in-depth analyses at the firm level. We are evidencing that patent count is not an effective means of comparing firms' innovation capacities and propose a new framework in order to compare portfolios. We hope this work will convince them to consider such frameworks and tools. Our analysis reveals that firms implement patent strategies in line with their business model and position on the market. Firms exclusively operating in one industry produce more *specialized inventions* and gather wider knowledge sources whereas firms operating in several industries develop inventions with numerous applications. Furthermore, some firms seem to produce almost only low-quality patents, with the sole objective being to improve their reputation as an innovative firm. Finally, we expose the large-scale *Preemptive patenting* implemented by L'Oréal to secure its leader position facing large competitors. To the best of our knowledge, this paper is one of the first analyzing AS through patent indicators. Doing so, we gained several insights on the usefulness and efficiency of various TQI. If forward citations seem to be the primary indicator of technological quality, some insights can only be obtained through diversity of knowledge or novelty TQI.

In conjunction with our analysis, we observed drawbacks of bibliometric TQI. The lack of correlation between knowledge diversity, novelty and impact led us to question the notion of patent quality and TQI efficiency in general. A recent generation of indicators implementing content

analysis to assess the novelty and impact of patents is emerging. These indicators are unaffected by both citations and classification biases. Hence, we could only attenuate our analysis in this regard through computational methods. A few attempts have already been made and early results seem to indicate that content indicators will soon outperform bibliometric ones. Including such indicators appears to be the route to improving our framework in future works. In closing, the cosmetics industry presents a peculiar market structure, and its technologies are extremely specific. To confirm our findings and the relevance of our approach, it will be necessary to implement similar analyses on different sectors.

REFERENCES

- Agostini, L., Nosella, A., & Teshome, M. B. 2019. Towards the development of scales to measure patent management. *World Patent Information*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2019.101909>.
- Ahuja, G., & Lampert, C. M. 2001. Entrepreneurship in the large corporation: A longitudinal study of how established firms create breakthrough inventions. *Strategic Management Journal*, 22(6–7): 521–543.
- Al-Aali, A. Y., & Teece, D. J. n.d. Towards the (Strategic) Management of Intellectual Property: RETROSPECTIVE AND PROSPECTIVE. *CALIFORNIA MANAGEMENT REVIEW*, vol. 55.
- Albert, M. B., Avery, D., Narin, F., & McAllister, P. 1991. Direct validation of citation counts as indicators of industrially important patents. *Research Policy*. [https://doi.org/10.1016/0048-7333\(91\)90055-U](https://doi.org/10.1016/0048-7333(91)90055-U).
- Alcácer, J., Gittelman, M., & Sampat, B. 2008. Applicant and Examiner Citations in US Patents: An Overview and Analysis. <http://ssrn.com/abstract=1273016><http://ssrn.com/abstract=1273016>.
- Andries, P., & Faems, D. 2013. Patenting activities and firm performance: Does firm size matter? *Journal of Product Innovation Management*, 30(6): 1089–1098. Blackwell Publishing Ltd.
- Arts, S., Appio, F. P., & Van Looy, B. 2013. Inventions shaping technological trajectories: Do existing patent indicators provide a comprehensive picture? *Scientometrics*, 97(2): 397–419.
- Arts, S., Leuven, K. U., & Veugelers, R. 2013. The Technological Origins and Novelty of Breakthrough Inventions.
- Ashtor, J. H., Buccafusco, C., Frakes, M., Freilich, J., Fromer, J., et al. 2019. Investigating Cohort Similarity as an Ex Ante Alternative to Patent Forward Citations. *Journal of Empirical Legal Studies*, vol. 16. <https://datastudio.google.com/open/1U-htaXLMuexkpKwjE-yBl68mtxgCfiNh>.
- Atallah, G., & Rodríguez, G. 2006. Indirect patent citations. *Scientometrics*, 67(3): 437–465.
- Bakker, J., Verhoeven, D., Zhang, L., & Van Looy, B. 2016. Patent citation indicators: One size fits all? *Scientometrics*, 106(1): 187–211.
- Banerjee, P. 2000. Patent statistics as indicators of competition an analysis of patenting in biotechnology. *Scientometrics*. <https://doi.org/10.1023/A:1005669810018>.
- Basse Mama, H. 2018. Nonlinear capital market payoffs to science-led innovation. *Research Policy*, 47(6): 1084–1095.
- Benson, C. L., & Magee, C. L. 2015. Quantitative determination of technological improvement from patent data. *PLoS ONE*, 10(4). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0121635>.
- Bhattacharya, S., & Meyer, M. 2003. Large firms and the science-technology interface Patents, patent citations, and scientific output of multinational corporations in thin films. *Budapest Scientometrics*, vol. 58. Kluwer Academic Publishers.
- Blackburn, R. A., & Kitching, J. 1998. Intellectual property management in the small and medium enterprise (SME). *Journal of Small Business and Enterprise Development*. <https://doi.org/10.1108/EUM0000000006797>.
- Callaert, J., Grouwels, J., & van Looy, B. 2012. Delineating the scientific footprint in technology:

- Identifying scientific publications within non-patent references. *Scientometrics*, 91(2): 383–398.
- Cassiman, B., Veugelers, R., & Zuniga, P. 2008. In search of performance effects of (in)direct industry science links. *Industrial and Corporate Change*. <https://doi.org/10.1093/icc/dtn023>.
- Cohen, W. M., Nelson, R. R., & Walsh, J. P. 2000. NBER WORKING PAPER SERIES PROTECTING THEIR INTELLECTUAL ASSETS: APPROPRIABILITY CONDITIONS AND WHY U . S . MANUFACTURING FIRMS PATENT (OR NOT) Cambridge , MA 02138 February 2000 Protecting Their Intellectual Assets : Appropriability Conditions and Why U. New York, 50.
- Corsino, M., Mariani, M., & Torrisi, S. 2019. Firm strategic behavior and the measurement of knowledge flows with patent citations. *Strategic Management Journal*, 40(7): 1040–1069.
- Czarnitzki, D., Hussinger, K., & Schneider, C. 2011. Commercializing academic research: the quality of faculty patenting. *Industrial and Corporate Change*. <https://doi.org/10.1093/icc/dtr034>.
- Dahlin, K. B., & Behrens, D. M. 2005. When is an invention really radical?: Defining and measuring technological radicalness. *Research Policy*, 34(5): 717–737.
- Danguy, J., De Rassenfosse, G., & Van Pottelsberghe de la Potterie, B. 2014. On the origins of the worldwide surge in patenting: An industry perspective on the R&D-patent relationship. *Industrial and Corporate Change*, 23(2): 535–572.
- De Rassenfosse, G. 2012. How SMEs exploit their intellectual property assets: Evidence from survey data. *Small Business Economics*, 39(2): 437–452.
- De Rassenfosse, G., Dernis, H., Guellec, D., Picci, L., & Van Pottelsberghe De La Potterie, B. 2013. The worldwide count of priority patents: A new indicator of inventive activity. *Research Policy*, 42(3): 720–737.
- De Rassenfosse, G., Griffiths, W. E., Jaffe, A. B., & Webster, E. 2020. A comparative study of quality across the five largest patent offices. *The Journal of Law, Economics, and Organization*. <https://doi.org/10.1093/jleo/ewaa026>.
- Dechezleprêtre, A., Ménière, Y., & Mohnen, M. 2017. International patent families: from application strategies to statistical indicators. *Scientometrics*, 111(2): 793–828.
- Dindaroğlu, B. 2018. Determinants of patent quality in U.S. manufacturing: technological diversity, appropriability, and firm size. *Journal of Technology Transfer*, 43(4): 1083–1106.
- Duguet, E., & Kabla, I. 1998. Appropriation Strategy and the Motivations to Use the Patent System: An Econometric Analysis at the Firm Level in French Manufacturing Cancer and employment View project Disability and Employment View project Appropriation Strategy and the Motivations to. *ANNALES D'ECONOMIE ET DE STATISTIQUE*. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3194-1_11.
- Ernst, H., Conley, J., & Omland, N. 2016. How to create commercial value from patents: the role of patent management. *R and D Management*, 46: 677–690.
- Fan, X., Liu, W., & Zhu, G. 2017. Scientific linkage and technological innovation capabilities: international comparisons of patenting in the solar energy industry. *Scientometrics*, 111(1): 117–138.
- Frechet, M., & Martin, A. 2011. Protecting innovation: the exclusive and combined use of protection methods by French firms. *M@n@gement*, (14(3)): 119–152.
- Garfield, E. 1955. Citation Indexes for Science: A New Dimension in Documentation through

- Association of Ideas. Science. <https://doi.org/10.1126/science.122.3159.108>.
- Gilbert, R., Newberry, D., & Gilbert, R. 1984. Preemptive Patenting and the Persistence of Monopoly: Reply. *The American Economic Review*, 74(1): 251–253.
- Giuri, P., Mariani, M., Brusoni, S., Crespi, G., Francoz, D., et al. 2007. Inventors and invention processes in Europe: Results from the PatVal-EU survey. *Research Policy*, 36(8): 1107–1127.
- Goodall, A. H. 2009. Highly cited leaders and the performance of research universities. *Research Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2009.04.002>.
- Griliches, Z. 1990. Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey. *Journal of Economic Literature*. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(10\)02009-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(10)02009-5).
- Grupp, H., Muent, G., & Toegel, A. 1998. Firms in New Technologies: The Case of Superconductivity.
- Hagedoorn, J., & Cloudt, M. 2003. Measuring innovative performance: is there an advantage in using multiple indicators? *Research Policy*, 32(8): 1365–1379.
- Hall, B. H. 2004. Exploring the patent explosion. *Journal of Technology Transfer*, 30(1–2): 35–48.
- Hall, B. H., Jaffe, A. B., & Trajtenberg, M. 2001. The NBER patent citations data file: Lessons, insights and methodological tools. NBER Working Paper #8498. <https://doi.org/10.1186/1471-2164-12-148>.
- Hall, B. H., Jaffe, A., & Trajtenberg, M. 2005. Market value and patent citations. *RAND Journal of Economics*.
- Harabi, N. 1994. Appropriability of Technical Innovations: An Empirical Analysis. Munich Personal RePEc Archive.
- Haupt, R., Kloyer, M., & Lange, M. 2007. Patent indicators for the technology life cycle development. *Research Policy*, 36(3): 387–398.
- Henderson, R. M., & Clark, K. B. 1990. Architectural innovation: The Reconfiguration of Existing Product Technologies and the Failure of Established Firms. Source: *Administrative Science Quarterly*, 35(1).
- Higham, K., De Rassenfosse, G., & Jaffe, A. B. 2021. Patent Quality: Towards a Systematic Framework for Analysis and Measurement. *Research Policy*, 50(4): 104215.
- Holgersson, M. 2013. Patent management in entrepreneurial SMEs: A literature review and an empirical study of innovation appropriation, patent propensity, and motives. *R and D Management*, 43(1): 21–36.
- Holgersson, M., & Granstrand, O. 2017. Patenting motives, technology strategies, and open innovation. *Management Decision*, 55(6): 1265–1284.
- Holgersson, M., & Granstrand, O. 2021. Value capture in open innovation markets: the role of patent rights for innovation appropriation. *European Journal of Innovation Management*. <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2021-0114>.
- Hu, A. G. Z., Zhang, P., & Zhao, L. 2017. China as number one? Evidence from China's most recent patenting surge. *Journal of Development Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2016.09.004>.
- Jaffe, A. B., & De Rassenfosse, G. 2017. Patent citation data in social science research: Overview and best practices. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(6): 1360–1374.

- Katona, T. R., Le, Y. P., & Chen, J. 2006. The effects of first- and second-order gable bends on forces and moments generated by triangular loops. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, 129(1): 54–59.
- Kelly, B. T., Papanikolaou, D., Seru, A., & Taddy, M. 2018. Measuring Technological Innovation over the Long Run. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3279254>.
- Kerr, W. R. 2010. Breakthrough inventions and migrating clusters of innovation. *Journal of Urban Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2009.09.006>.
- Kim, K., Hwang, J., Jung, S., & Kim, E. 2019. Which technology diversification index should be selected?: Insights for diversification perspectives. *Cogent Business and Management*, 6(1). <https://doi.org/10.1080/23311975.2019.1643519>.
- Kogan, L., Papanikolaou, D., Seru, A., & Stoffman, N. 2017. Technological innovation, resource allocation, and growth. *Quarterly Journal of Economics*, 132(2): 665–712.
- Lei, X. P., Chen, D. Z., Huang, M. H., Zheng, J., Zhao, Z. Y., et al. 2010. An analysis for Chinese patent competitiveness, through the USPTO database in 2008. *PICMET '10 - Portland International Center for Management of Engineering and Technology, Proceedings - Technology Management for Global Economic Growth*, 2246–2255.
- Lei, Z., & Wright, B. D. 2017. Why weak patents? Testing the examiner ignorance hypothesis. *Journal of Public Economics*, 148: 43–56.
- Leiponen, A., Byma, J., Leiponen, A., & Byma, J. 2009. If you cannot block, you better run: Small firms, cooperative innovation, and appropriation strategies. *Research Policy*, 38(9): 1478–1488.
- Lejeune, A., & Delerue, H. 2013. H el ene DELERUE Albert LEJEUNE 2013. *M@n@gement*, 16(2): 113–140.
- Levin, R. C., Klevorick, A. K., Nelson, R. R., Winter, S. G., Gomory, R., et al. 1987. Appropriating the Returns from Industrial Research and Development. *Brookings Papers on Economic Activity*.
- Lobo, J., & Strumsky, D. 2019. Sources of inventive novelty: two patent classification schemas, same story. *Scientometrics*, 120(1): 19–37.
- Magerman, T., van Looy, B., & Song, X. 2010. Exploring the feasibility and accuracy of Latent Semantic Analysis based text mining techniques to detect similarity between patent documents and scientific publications. *Scientometrics*, 82(2): 289–306.
- Malva, A. Della, Kelchtermans, S., Leten, B., & Veugelers, R. 2015. Basic science as a prescription for breakthrough inventions in the pharmaceutical industry. *Journal of Technology Transfer*, 40(4): 670–695.
- Mart inez, C. 2010. Insight into Different Types of Patent Families Patent systems View project Markets for technology View project. <https://doi.org/10.1787/5kml97dr6ptl-en>.
- Marx, M., & Fuegi, A. 2019. Reliance on Science in Patenting. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3331686>.
- Meyer, M. 2000. Does science push technology? Patents citing scientific literature. *Research Policy*, vol. 29. www.elsevier.nl/locate/reconbase.
- Milanez, D. H., de Faria, L. I. L., do Amaral, R. M., Leiva, D. R., & Gregolin, J. A. R. 2014. Patents in

- nanotechnology: an analysis using macro-indicators and forecasting curves. *Scientometrics*, 101(2): 1097–1112.
- Moehrle, M. G., Walter, L., & Wustmans, M. 2017. Designing the 7D patent management maturity model – A capability based approach. *World Patent Information*, 50: 27–33.
- Moehrle, M. G., Wustmans, M., & Gerken, J. M. 2018 How business methods accompany technological innovations-a case study using semantic patent analysis and a novel informetric measure.
- Moser, P., Ohmstedt, J., & Rhode, P. W. 2018. Patent citations-an analysis of quality differences and citing practices in hybrid corn. *Management Science*, 64(4): 1926–1940.
- Narin, F., Hamilton, K. S., & Olivastro, D. 1997. The increasing linkage between U.S. technology and public science. *Research Policy*. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(97\)00013-9](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(97)00013-9).
- Nemet, G. F., & Johnson, E. 2012. Do important inventions benefit from knowledge originating in other technological domains? *Research Policy*, 41(1): 190–200.
- Neuhäusler, P. 2012. The use of patents and informal appropriation mechanisms - Differences between sectors and among companies. *Technovation*, 32(12): 681–693.
- Pil, F. K., & Cohen, S. K. 2006. Modularity: Implications for Imitation, Innovation, and Sustained Advantage. Source: *The Academy of Management Review*, 31(4): 995–1011.
- Pottelsberghe De La Potterie Van, B., & Van Zeebroeck, N. 2008. A brief history of space and time: The scope-year index as a patent value indicator based on families and renewals. *Scientometrics*, 75(2): 319–338.
- Property Office, I. 2013. A Study of Patent Thickets. www.ipo.gov.uk.
- Ramani, S. V., & de Looze, M. A. 2002. Using patent statistics as knowledge base indicators in the biotechnology sectors: An application to France, Germany and the U.K. *Scientometrics*, 54(3): 319–344.
- Roach, M., & Cohen, W. M. 2013a. Lens or Prism? Patent citations as a measure of knowledge flows from public research. *Management Science*, 59(2): 504–525.
- Roach, M., & Cohen, W. M. 2013b. Lens or Prism? Patent citations as a measure of knowledge flows from public research. *Management Science*, 59(2): 504–525.
- Roquilly, C. 2009. Le cas de l'iPhone en tant qu'illustration du rôle des ressources juridiques et de la capacité juridique dans le management de l'innovation. *M@n@gement*, 12(2): 142–157.
- Schoenmakers, W., & Duysters, G. 2010. The technological origins of radical inventions. *Research Policy*, 39(8): 1051–1059.
- Shane, S. 2001. Technological opportunities and new firm creation. *Management Science*. <https://doi.org/10.1287/mnsc.47.2.205.9837>.
- Shapiro, C. 2000. Navigating the Patent Thicket: Cross Licenses, Patent Pools, and Standard Setting. *Innovation Policy and the Economy*, 1: 119–150.
- Singh, J., & Fleming, L. 2010. Lone inventors as sources of breakthroughs: Myth or reality? *Management Science*. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1090.1072>.

- Sternitzke, C. 2017. Interlocking Patent Rights and Value Appropriation: Insights from the Razor Industry. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 64(2): 249–265.
- Strumsky, D., & Lobo, J. 2015. Identifying the sources of technological novelty in the process of invention. *Research Policy*, 44(8): 1445–1461.
- Teece, D. 1986. Profiting from technological innovation: Implications for integration, collaboration, licensing and public policy. Research Paper.
- Trajtenberg, M., Henderson, R., & Jaffe, A. 1997. University versus corporate patents: A window on the basicness of invention. *Economics of Innovation and New Technology*. <https://doi.org/10.1080/10438599700000006>.
- Verhoeven, D., Bakker, J., & Veugelers, R. 2016. Measuring technological novelty with patent-based indicators. *Research Policy*, 45(3): 707–723.
- Wada, T. 2018. The choice of examiner patent citations for refusals: evidence from the trilateral offices. *Scientometrics*, 117(2): 825–843.
- Wang, J. C., Chiang, C. hsin, & Lin, S. W. 2010. Network structure of innovation: Can brokerage or closure predict patent quality? *Scientometrics*, 84(3): 735–748.
- Wang, P., Van De Vrande, V., & Jansen, J. J. P. 2017. Balancing exploration and exploitation in inventions: Quality of inventions and team composition. *Research Policy*, 46(10): 1836–1850.
- Wang, S. J. 2007. Factors to evaluate a patent in addition to citations. *Scientometrics*, 71(3): 509–522.
- Wipo. 2018. Guide to the International Patent Classification. <http://www.wipo.int/classifications/ipc/>.
- Wustmans, M., van Reekum, R., & Walter, L. 2019. Survey of and modular construction possibilities for maturity approaches in the field of patent management. *World Patent Information*, 57: 8–17.
- Ziedonis, R. H. 2004. Don't fence me in: Fragmented markets for technology and the patent acquisition strategies of firms. *Management Science*, 50(6): 804–820.

Annexes

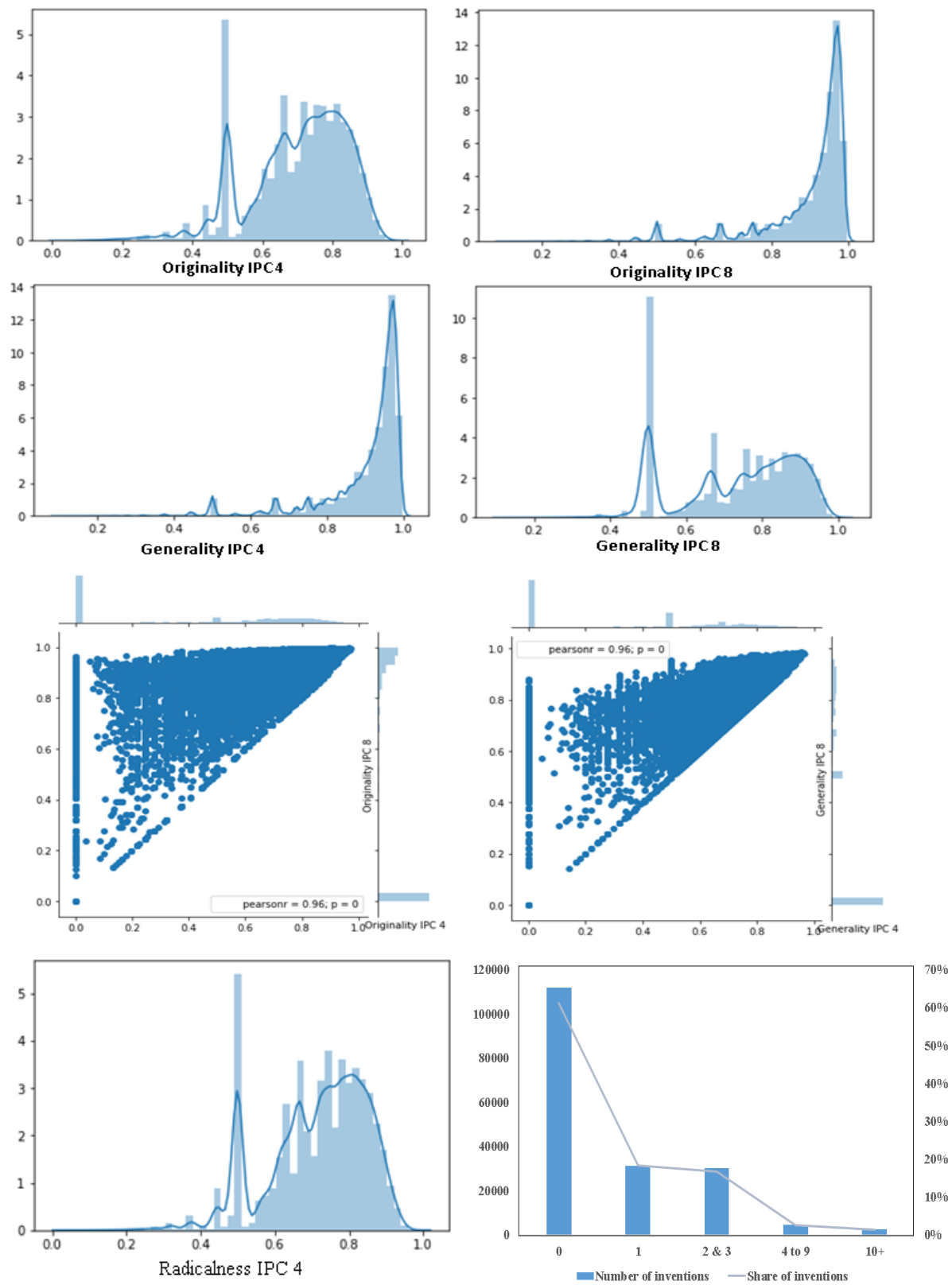
- *Cosmetics sector technological delimitation*

We started from the definitions of cosmetics given by the European Commission and the ANSM (the French national drug safety authority) and removed cosmetic medicines, common soaps and dental products (see *Tab. 5*). We then analyzed the patent portfolios of companies whose activity is purely cosmetic in order to identify the most frequent IPC classes. 75% of the patents are found in the two cosmetic composition classes A61K 8 and B65D, 15% in A45D (Equipment) and 5% in B65D (Packaging). Classes A45D and B65D are very broad and contain inventions that are not cosmetic. We have eliminated them by retaining only those patents with the keywords "cosmetic" in the title and abstract.

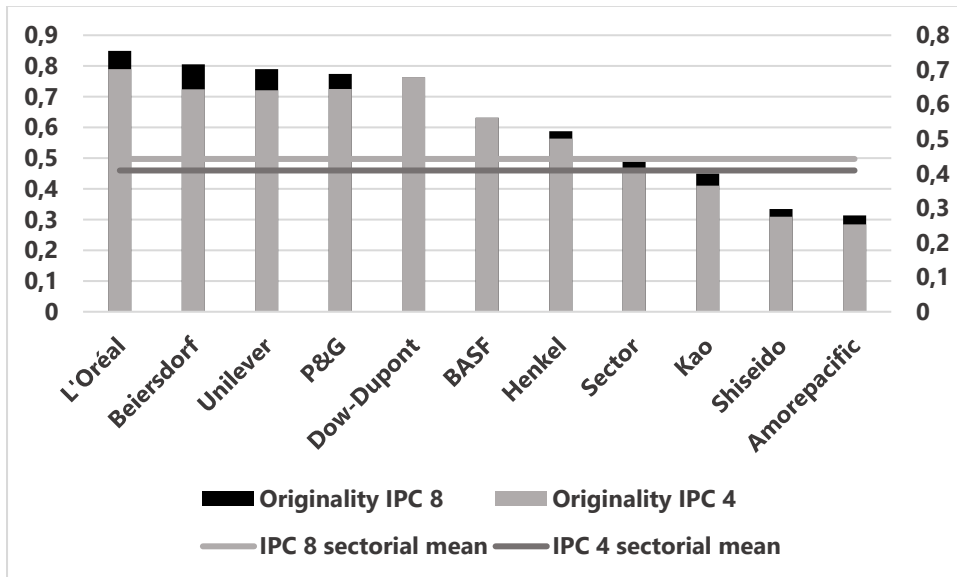
Annex. 1 Cosmetic IPC classes

| | |
|-----------------------|--|
| Cosmetic technologies | IPC classes and keywords |
| Packaging | B65D + "cosmetic" in title or abstract |
| Equipment | A45D |
| Composition | A61K 8 and A61Q |
| Excluded Technologies | |
| Dental technologies | A61Q 11 and A61K 6 |
| Common soaps | C11D 9 |
| Drugs | A61K 3 and A61K 4 |

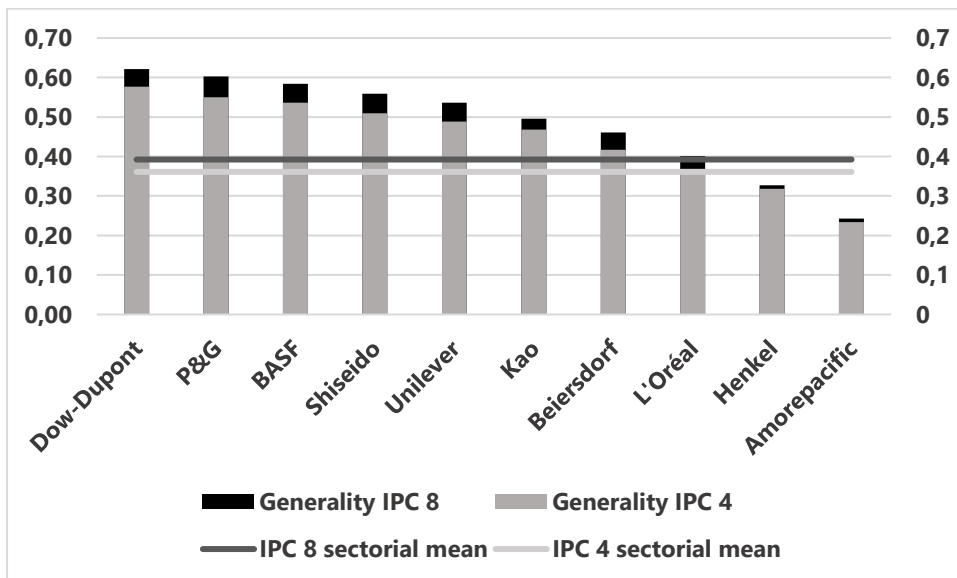
Annex. 2 Indicators sectorial distribution



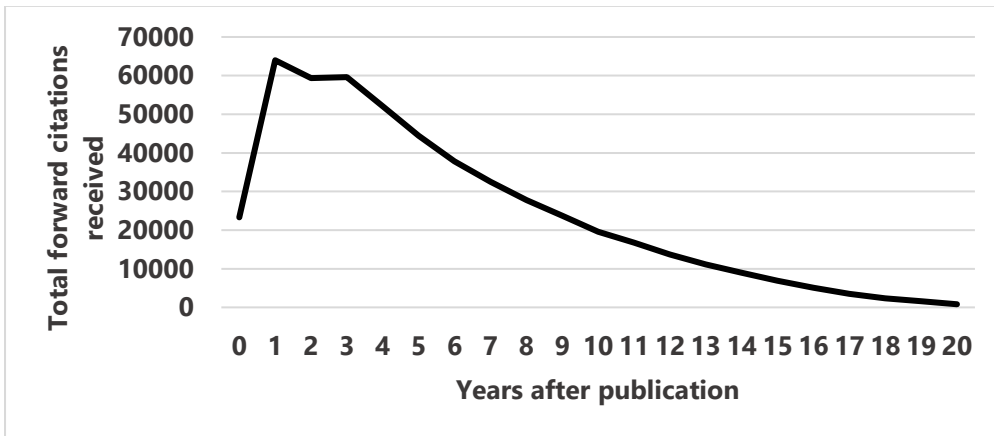
Annex. 3 Firms IPC 4- and 8-digit originality



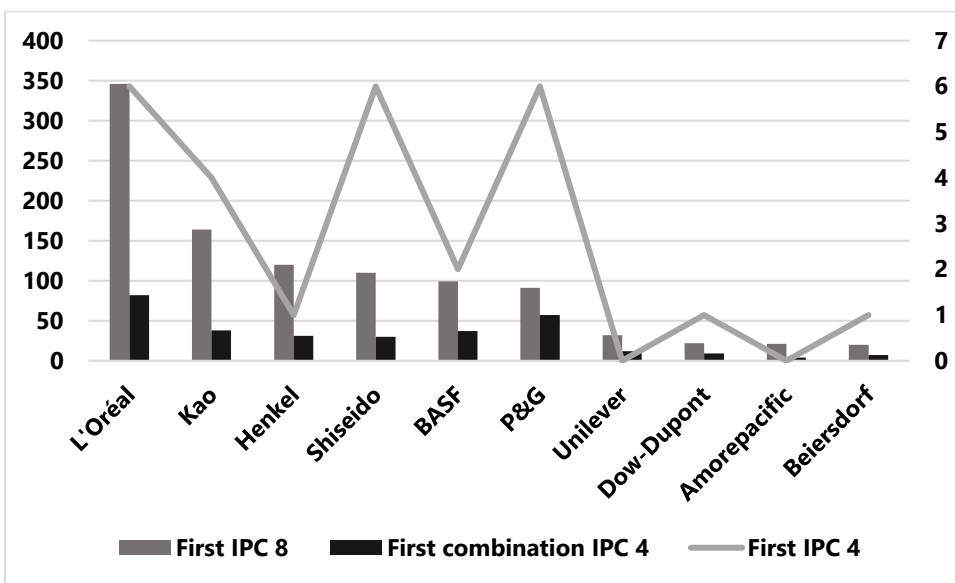
Annex. 4 Firms IPC 4- and 8-digit generality



Annex. 5 Dynamic distribution of forward citations



Annex. 6 Novel inventions per firms



2. Positionnement stratégique des 10 plus importants acteurs du secteur cosmétique par cartographie sémantique.

Clément Sternberger^{28,29}, Frédéric Caillaud³⁰

Cet article est une extension de l'article précédent « *Patent appropriation strategies: a new data-based analytical framework* ». Il approfondit notre analyse sur les stratégies d'appropriation déployées par les entreprises au travers de carte de brevets.

Les travaux précédents ont montré les avantages et les limites du recours au calcul des indicateurs prédictifs de la qualité technologique des inventions brevetées. Notre objectif est maintenant de calculer la distance sémantique entre les brevets de tous les compétiteurs du secteur cosmétique (entreprises, organisations publiques de recherche et inventeurs indépendants) afin de positionner les inventions des 10 plus grands déposants dans leur environnement concurrentiel international. Ce nouvel angle d'analyse permettra d'interpréter plus finement les résultats précédents en les positionnant dans leur contexte stratégique.

Conduire une analyse sémantique de qualité nécessite (Arts, Hou, & Gomez, 2020):

- Une base de données de brevets aussi étendue que possible
- Utiliser des données ayant fait préalablement l'objet d'un nettoyage (nom des déposants, familles, erreurs de classifications...) et d'une traduction en anglais de la plus haute qualité, notamment pour les brevets asiatiques.
- De choisir si l'analyse va porter sur le titre, le résumé, les revendications, le texte entier du brevet ou une combinaison.
- De créer une liste de « stop words », de synonymes ainsi qu'une ontologie multisectorielle et pertinente pour tous les brevets.
- Enfin, de transformer les données textuelles en données mathématiques afin de réaliser les opérations nécessaires au travers du processus d'*embedding* (Hain, Jurowetzki, Buchmann, & Wolf, 2019).

C'est pourquoi nous avons eu recours aux outils de Clarivate Analytics. Leur base de données

²⁸ Institut National de la Propriété Intellectuelle (INPI), 15 rue des Minimes, 92677 Courbevoie CEDEX, France

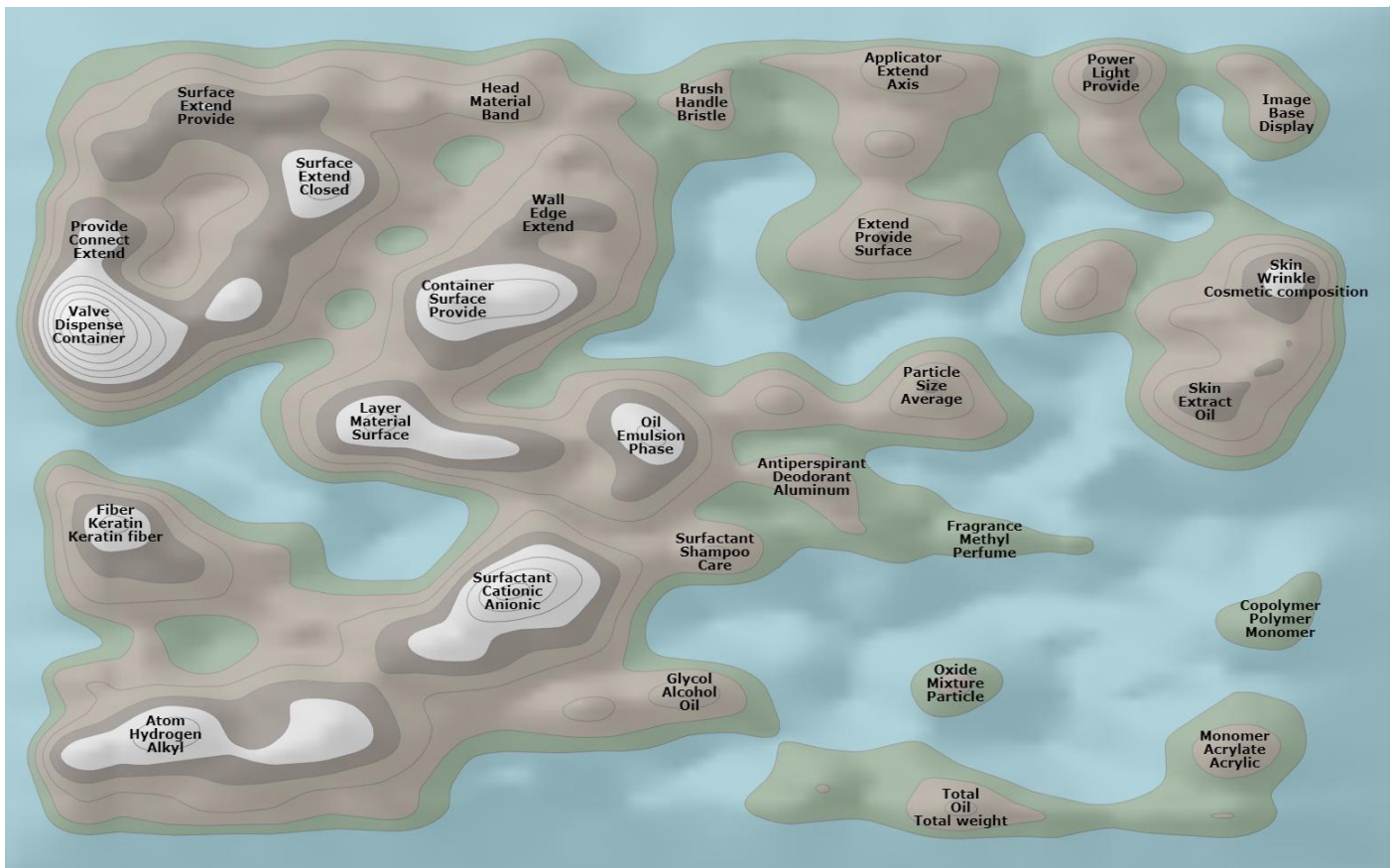
²⁹ Université Paris-Saclay, RITM, Faculté Jean Monnet, 54 Boulevard Desgranges 92330 Sceaux, France

³⁰ Organisation Mondiale de la Propriété Intellectuelle, 34 chemin des Colombettes, Geneva, Suisse

de brevets « Derwent World Patent Index » (DWPI), très utilisée par les Offices de brevets et les industriels, est l'une des meilleures au monde pour conduire une analyse sémantique de qualité. Le résumé de chaque nouveau brevet est réécrit par un des 500 experts de Clarivate Analytics de façon à lui donner du sens, classé sur la base d'une ontologie et d'un vocabulaire prédéfini. Travailler sur les résumés DWPI, en y ajoutant titre et revendications des brevets apportent donc une meilleure pertinence qu'avec n'importe quelle autre base de données. Chaque nouveau brevet est analysé afin de le rattacher comme nouveau membre à une famille existante si l'invention est déjà protégée ou, dans le cas contraire, devient le brevet de priorité d'une nouvelle famille. Une famille DWPI correspond à une invention.

Un algorithme basé sur la méthode TF-IDF élimine les mots trop rares (car trop spécifiques) et ceux trop fréquents (sans sens particulier). Chaque famille de brevet(s) est alors caractérisée par une à quatre idées clés (vecteurs), selon la complexité de la famille de brevets analysée. Une classification bayésienne naïve est alors appliquée. Les vecteurs vont permettre de positionner les brevets les uns par rapport aux autres dans une représentation en n dimensions, la proximité entre deux brevets étant proportionnelle à la similarité de leur contenu lexical.

Carte 1 Inventions cosmétiques mondiales



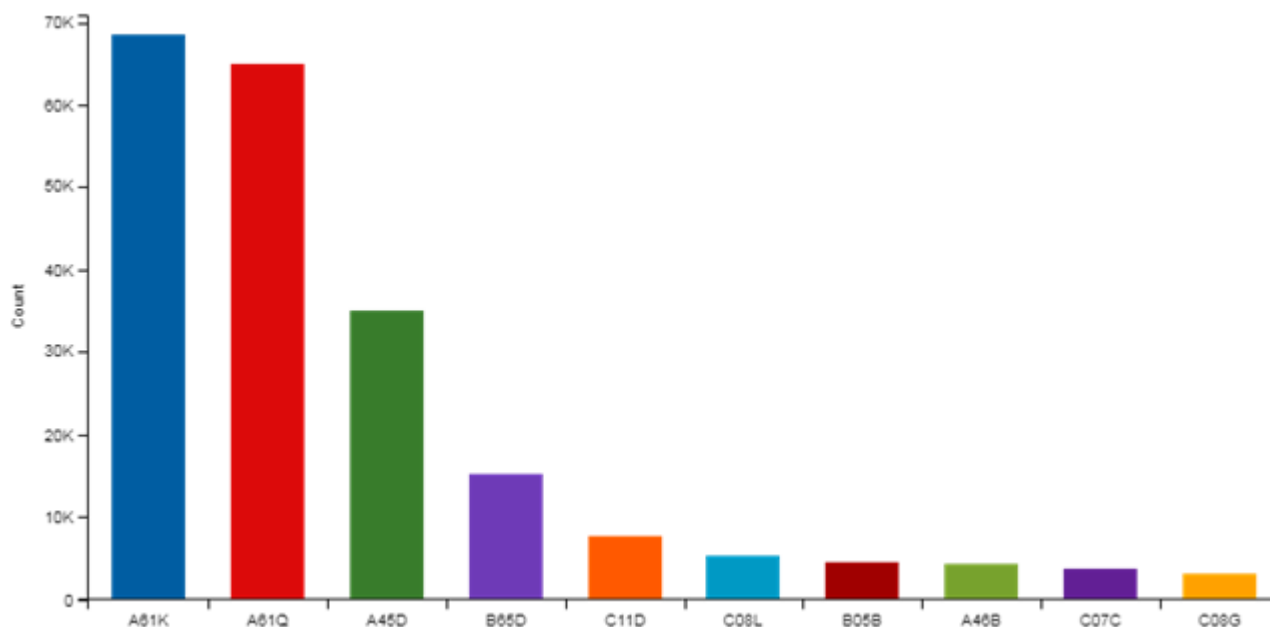
L'algorithme de visualisation transforme alors cet espace en n dimensions en carte topographique en 2 dimensions, le relief représentant la densité de brevets basés sur le même concept. Ainsi les différentes technologies d'un secteur donné sont précisément géolocalisées ainsi que les propriétaires des diverses inventions.

1. Répartition technologique des différents types d'inventions cosmétiques.

Cette carte représente l'ensemble des inventions brevetées en cosmétique sur une période de 20 ans dans le monde. Il s'agit d'une carte topographique avec des montagnes blanches (forte densité en inventions basées sur le même concept), des vallées, et la mer (là où apparaissent les inventions les plus différenciées). La forme des îles n'a pas d'importance. Les axes n'ont pas de signification. Les mots clés permettent d'identifier les applications. Quand ces mots clés sont insuffisamment explicites, il est possible de sonder les montagnes et de lire les brevets qu'elles contiennent pour en préciser l'application. Il est également possible de montrer les inventions brevetées sous-jacentes sous la forme de points colorés (cf. carte 1B)

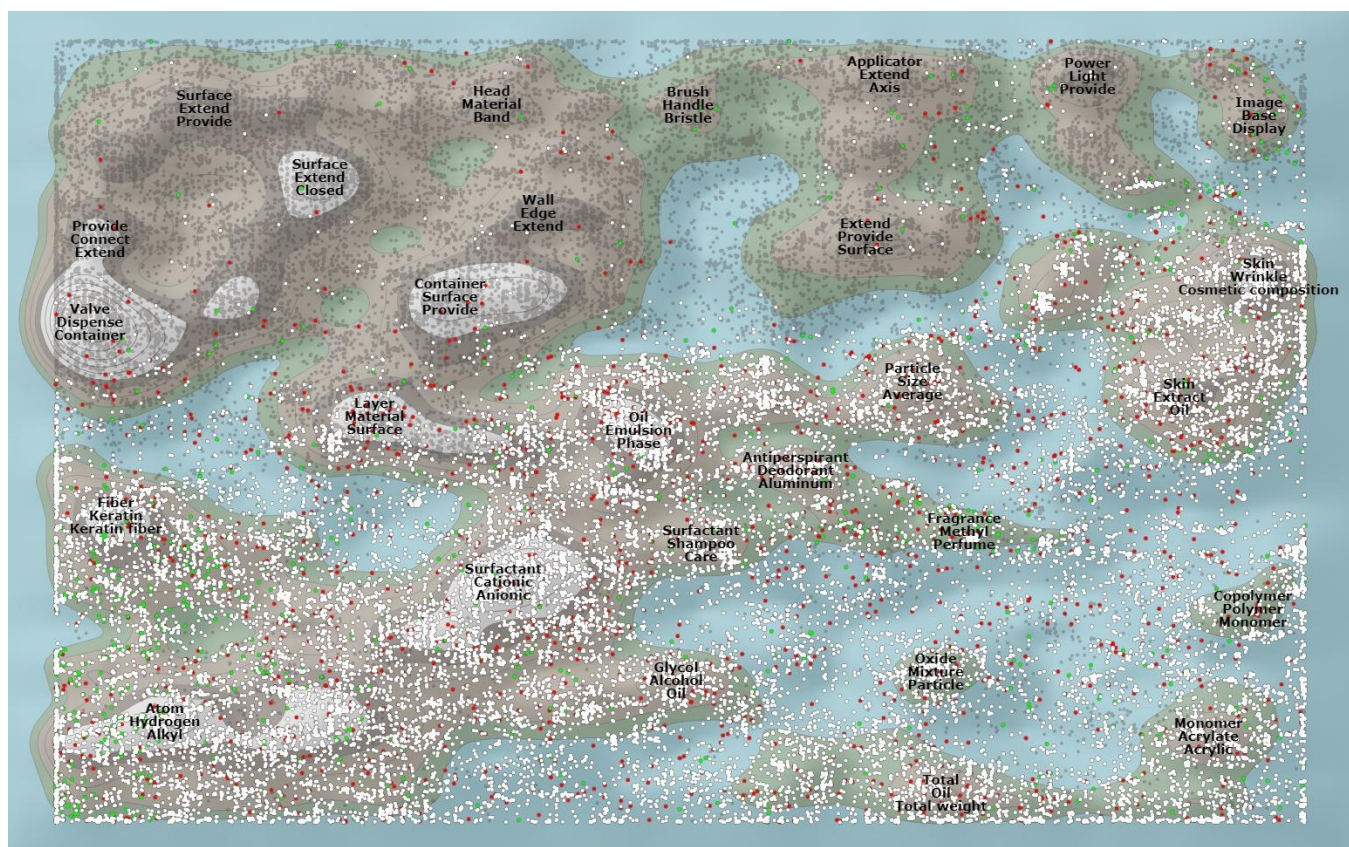
L'analyse du secteur cosmétique par classes CIB nous avait permis de montrer que les brevets sont majoritairement concentrés dans 3 classes technologiques : A61K 8 et A61Q (compositions cosmétiques), A45D (équipements) et B65D (packagings), puis répartis dans un grand nombre d'autres classes chimiques diverses.

Fig 1 Classe technologiques des brevets cosmétiques



Les brevets de compositions cosmétiques sont généralement classés en A61K et en A61Q, ce qui laisse penser que la définition de ces classes est très proche. Pour le vérifier, nous avons « allumé » les brevets de ces 2 classes sur la carte ci-dessous.

Carte 2 Analyses des brevets des classes A61K et A61Q (compositions cosmétiques) 24962 inventions.

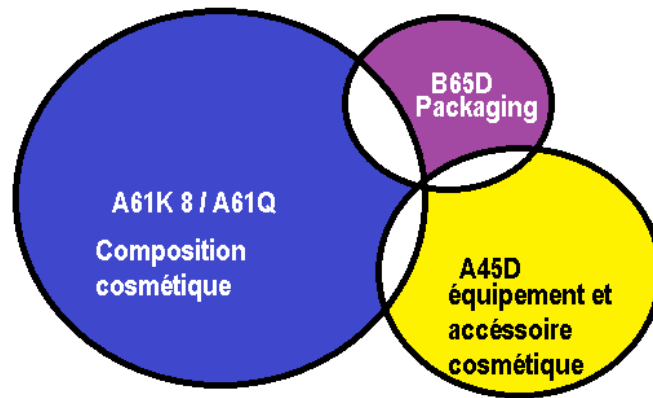


| | | | |
|--|--|--|-------------------------------|
| | A61Q produits cosmétiques et de toilette | | A61K préparations cosmétiques |
| | Chevauchement entre les deux classes | | |

Chaque point correspond à une invention brevetée. Si elle n'est classée qu'en A61K, elle apparaît en rouge. Si elle n'est classée qu'en A61Q, elle apparaît en vert. Si l'invention est classée en A61K ET en A61Q, l'invention apparaît en blanc. La majorité des compositions cosmétiques sont donc généralement classées en A61K et A61 Q.

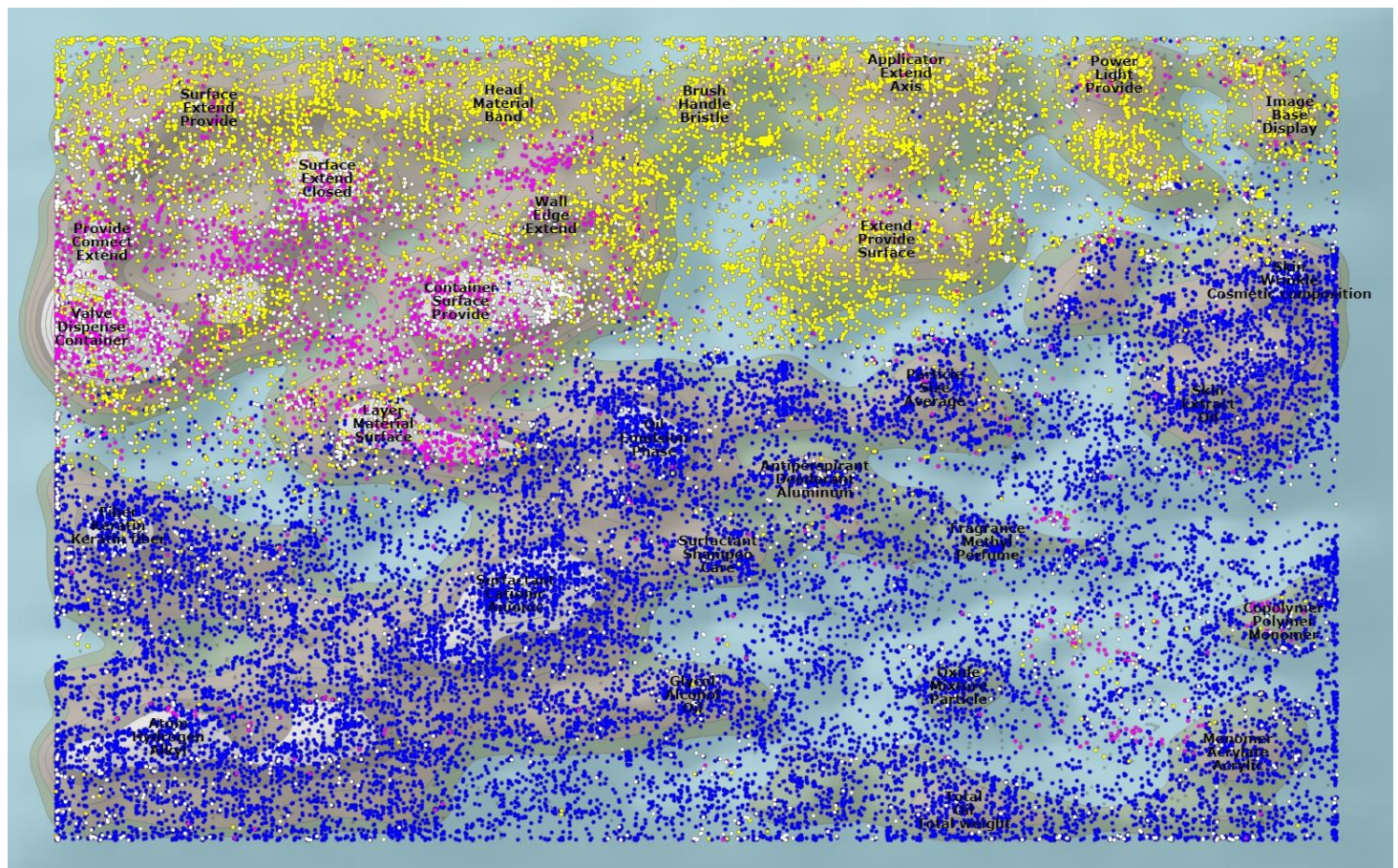
On observe que les classes d'Équipement (A45D) et de Packaging (B65D) sont vraiment différentes des classes de compositions cosmétiques (A61K/A61Q), du fait que très peu s'allument, en rouge, vert ou blanc. Il existe des inventions classées A61K/A61Q et B65D, B65D et A45D, A61K/A61Q et A45D (représentées en blanc sur le graphique suivant. En conséquence, nous pouvons représenter la répartition des inventions cosmétiques sur un diagramme de Venn :

Fig 2 Définition du périmètre cosmétique par classes CIB



Cet exemple montre la complexité de reconstituer précisément le périmètre d'un domaine technologique en ne se basant que sur les classes CIB utilisées en routine par les examinateurs des offices de brevets. Un secteur est généralement défini par de multiples classes dont la délimitation doit être particulièrement rigoureuse pour pouvoir comparer les entreprises avec pertinence.

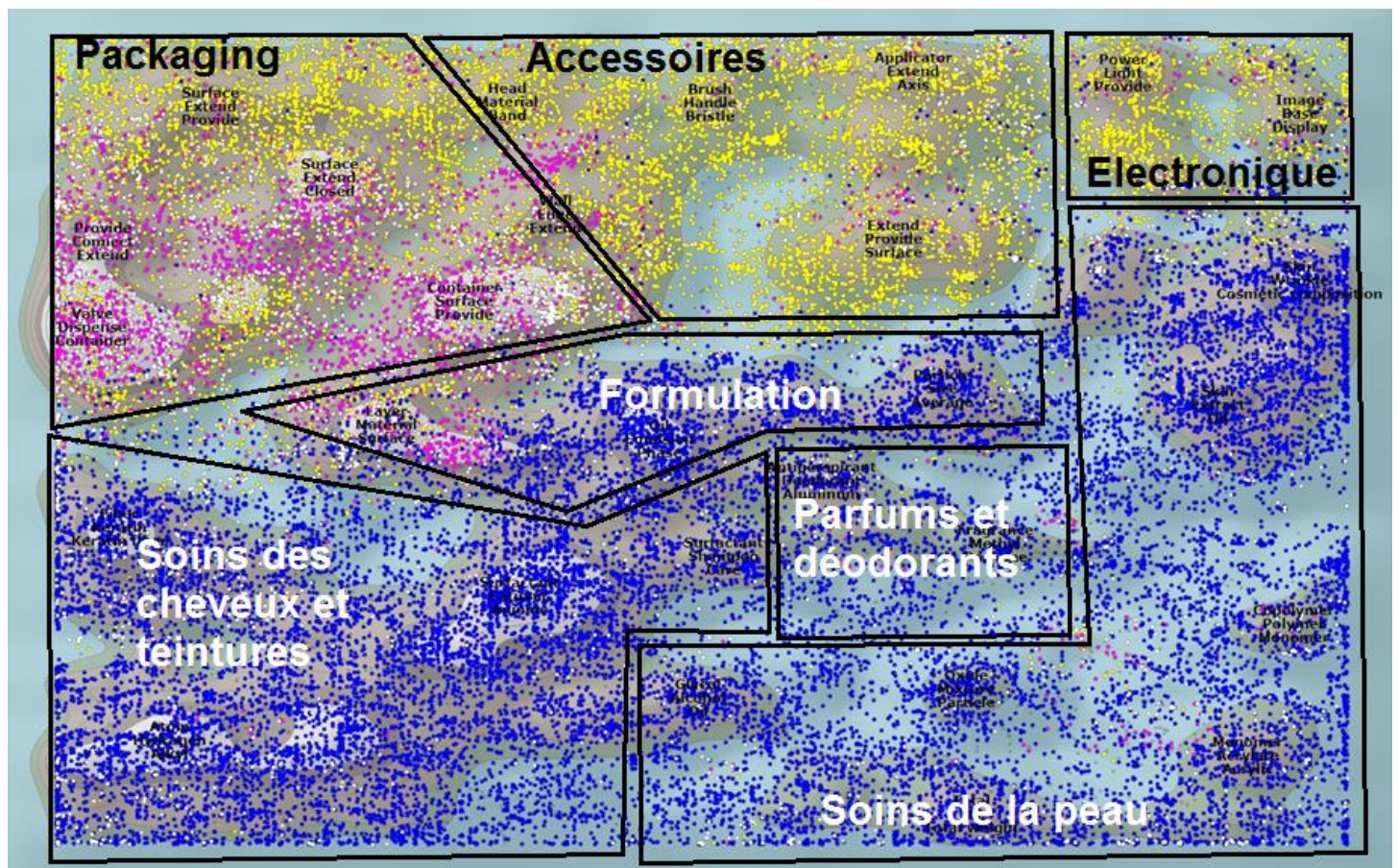
Carte 3 Répartition des inventions dans les 3 classes technologiques majeures.



Les inventions des 3 classes technologiques majeures sont représentées sous la forme de

points et d'un code couleur correspondant à chaque classe. Cette carte permet de visualiser beaucoup plus finement les cooccurrences entre les trois classes technologiques. Par exemple, des inventions de Packaging (B65D) apparaissent dans la zone des inventions de Compositions (A61K/A61Q) ainsi que dans la zone Équipement (A54D) en jaune ; Des inventions d'Équipement (A45D) en jaune, apparaissent dans la zone Packaging (B65D) et Compositions (A61K/A61Q). Plus rarement, certaines inventions ont été classées par les examinateurs dans les 3 grandes catégories technologiques : elles apparaissent en blanc. Chaque invention représentée par un point constitue une famille de brevets. Il est possible de cliquer sur le point (quand on dispose du logiciel Clarivate) et d'accéder au texte du brevet couvrant l'invention.

Carte 4 Différentes applications des inventions des 3 classes technologiques majoritaires.



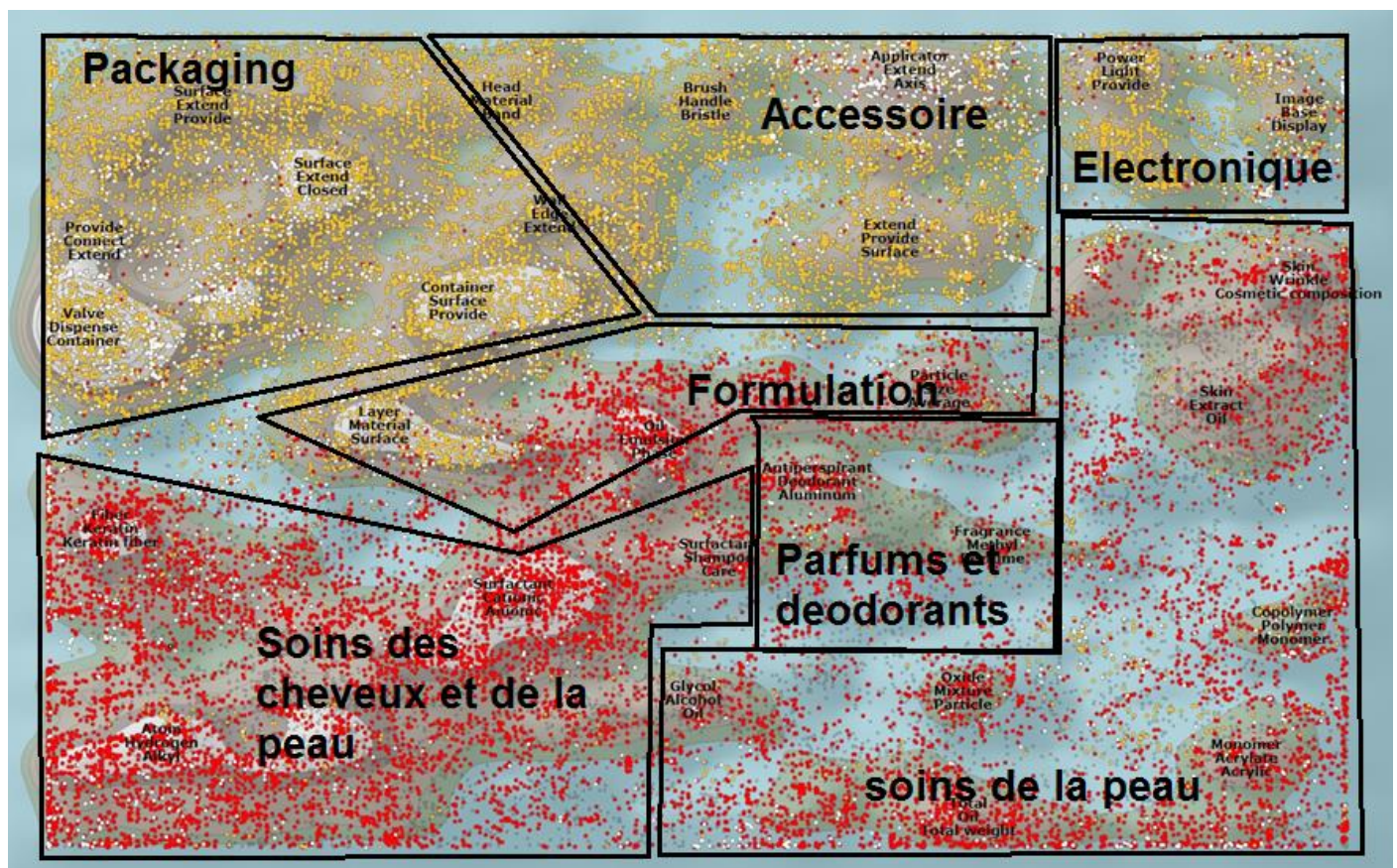
| | |
|------------------------------|---|
| A45D Équipements cosmétiques | A61K et A61Q : Préparations cosmétiques |
| B65D Packaging | Chevauchement entre les trois classes |

En étudiant les mots clés dans chaque zone, nous avons pu mettre en évidence les applications de chacun des 3 grands domaines technologiques. Les frontières entre les 7 applications représentées ci-dessus sont bien sûr schématiques pour faciliter la lecture de la carte. Il en va de même pour toutes les cartes suivantes.

Ce type de carte correspond à une vision de type « Google Earth » du secteur cosmétique. Il est possible de zoomer sur chacune des zones pour obtenir plus de détails. Cette représentation cartographique est particulièrement utile pour les chercheurs ou les stratèges du secteur qui ne sont pas spécialistes en classification CIB des brevets. Il va alors leur être facilement possible d'identifier les inventions créées par leurs concurrents et d'en déduire leurs stratégies de recherche, de développement commercial (en analysant la liste des pays où l'invention a été brevetée) ou de trouver des partenaires complémentaires. Cet outil constitue une carte d'État-major qui rend particulièrement transparent le monde des inventions.

2. Répartition des inventions du top 10 dans les 3 domaines.

Carte 5 Répartition des brevets des 10 plus grands déposants



Les entreprises du top 10 créent moins d'inventions en Packaging et en Équipement qu'en Composition cosmétique. Les chevauchements (points blancs) sont en général des inventions de L'Oréal, Procter & Gamble ou Henkel.

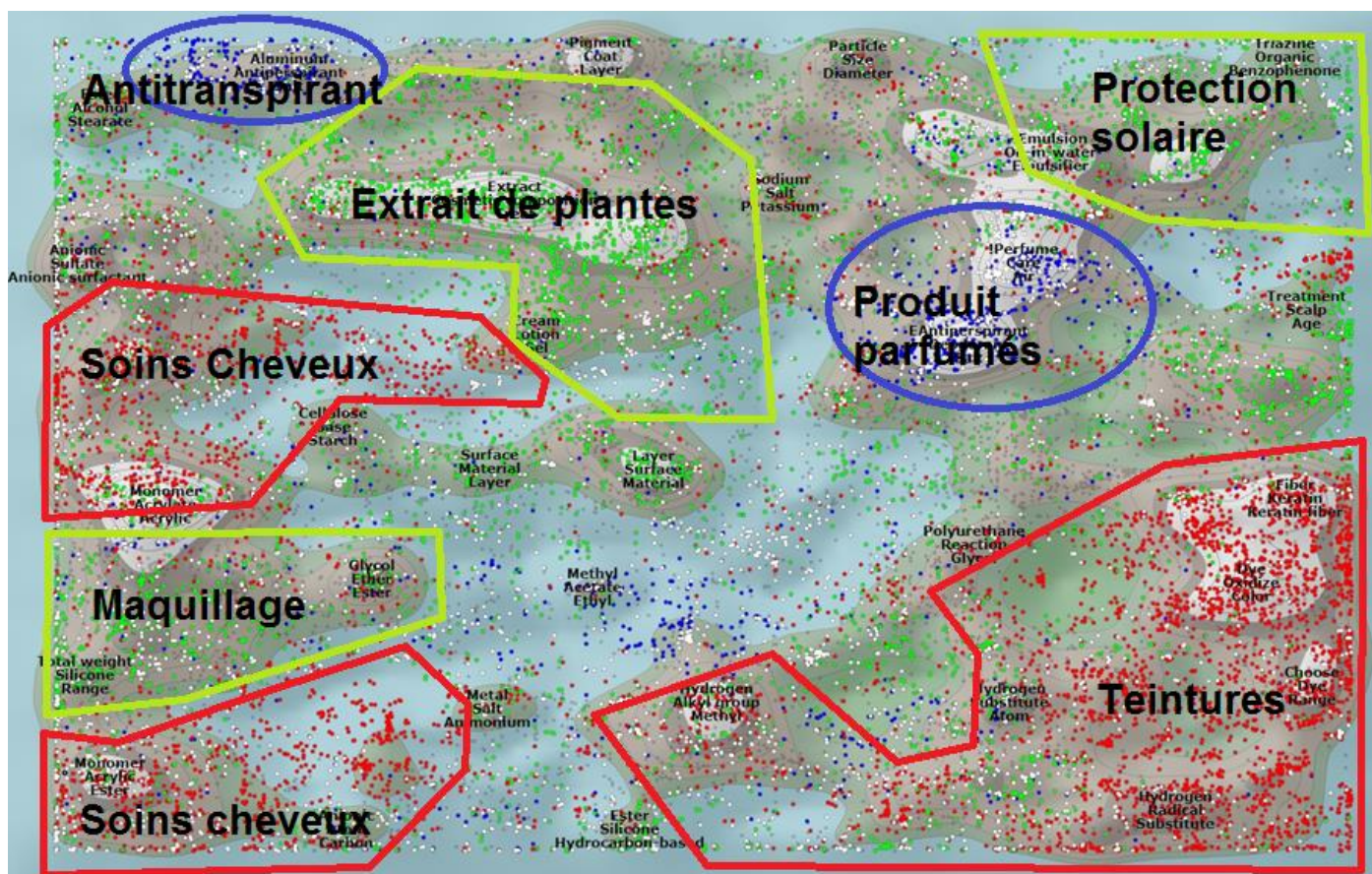
Afin d'étudier plus précisément la stratégie des acteurs du top 10, les analyses suivantes se feront par catégorie : Composition, Équipement puis Packaging. En pratique, les inventions (familles de

brevets) de chaque catégorie sont extraites et soumises à nouveau à une analyse sémantique afin de créer une carte spécialisée. Cette carte permettra la mise en évidence de sous-domaines technologiques qui n'étaient pas visibles jusqu'à présent.

3. Compositions cosmétiques : 24962 inventions.

Les inventions (familles de brevets) classées dans les Compositions Cosmétiques ont été extraites et soumises à nouveau à une analyse sémantique du même type que celle décrite plus haut (algorithme de Clarivate Analytics) afin de créer une carte topographique spécialisée permettant la mise en évidence de sous-domaines technologiques qui n'étaient pas visibles jusqu'à présent.

Carte 6 Principales applications des Compositions cosmétiques



| | | | |
|--|---------------|--|---|
| | Peau (35%) | | Parfums et déodorants (14%) |
| | Cheveux (38%) | | Applications portant sur les trois catégories (13%) |

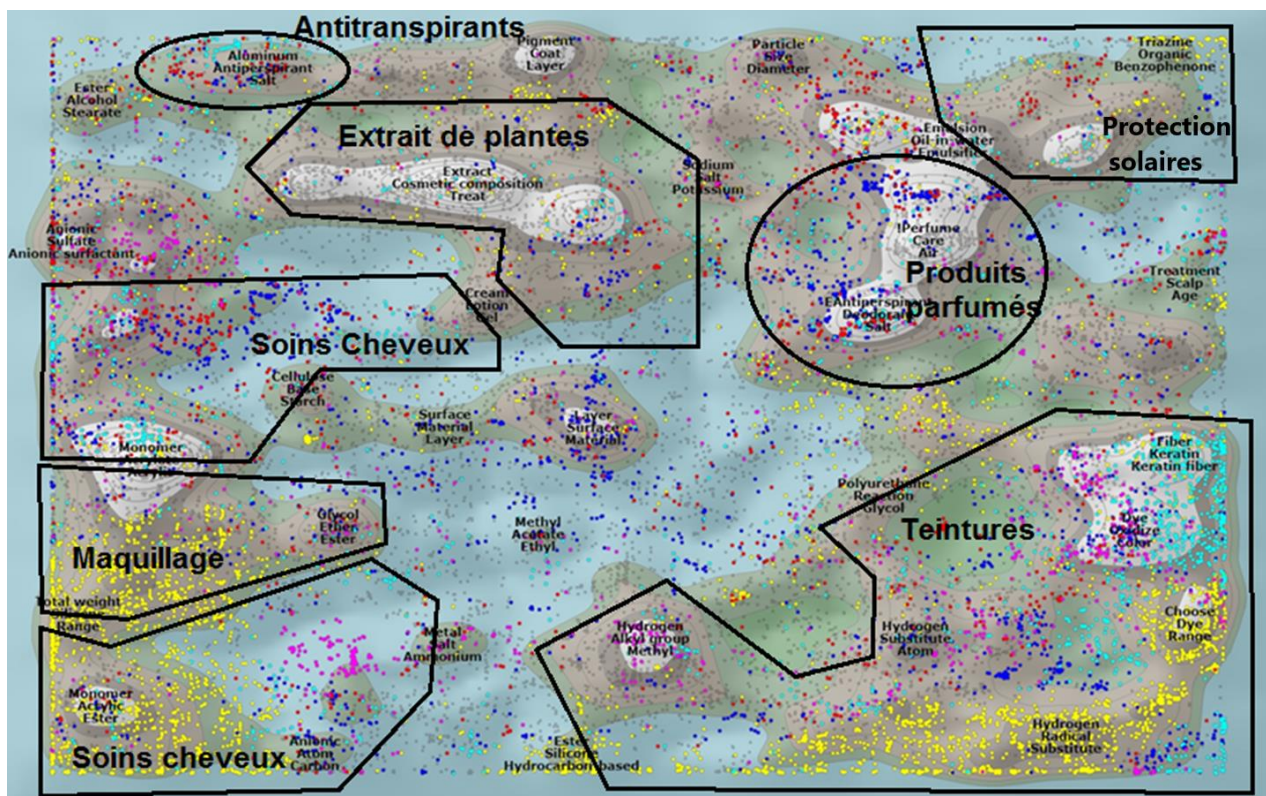
Les brevets protègent des inventions liées à l'utilisation de matériaux organiques (essence, plantes, minéraux ...), des processus chimiques ou des molécules spécifiques développées en laboratoire.

On distingue trois grandes applications :

- Les produits pour la peau : crèmes diverses (solaires, antiâges, soins ...), produits de rasages, lèvres et maquillages divers
- Les produits pour cheveux (soin, teintures...) ; proche de certains produits pour ongles pour leurs effets sur la kératine
- Les parfums et déodorants

Les points « blancs » correspondent à des inventions ciblant la peau et le cheveu tout en étant parfumées. Par exemple, des produits de rasages. Ils représentent 13% des compositions cosmétiques sur la surface de la carte. Une fois les applications localisées, il devient possible de positionner les brevets des plus grands déposants. Pour de raison de clarté, nous avons choisi de ne représenter que les inventions des 5 plus grands déposants.

Carte 7 Positionnement des 5 plus grands déposants dans le domaine des Compositions cosmétiques.



| | | | | | |
|--|---------------|--|-----------------------|--|---------------|
| | L'Oréal (18%) | | Procter & Gamble (9%) | | Unilever (5%) |
| | Kao (4%) | | Henkel (8%) | | |

Les montagnes indiquent l'emplacement des plus fortes densités en inventions basées sur le même concept. Mise à part quelques exceptions, les inventions du top 5 ne sont pas localisées dans ces montagnes. Cela veut dire qu'un grand nombre d'entreprises plus petites, d'universités ou

d'inventeurs indépendants travaillent sur ces applications. La montagne correspondant aux « Extraits de plantes » l'illustre parfaitement.

Les inventions « les plus proches » sont empilées au même endroit quand elles sont basées sur le même concept. Les inventions « proches » sont basées sur des concepts légèrement différents. Plus la distance entre 2 inventions est grande, plus leurs concepts sont différents.

La mer héberge les inventions novatrices ou très différenciées puisqu'elles ne sont rattachées à aucune île. P&G et Kao sont les entreprises qui prennent le plus de risques, car leurs inventions sont les plus nombreuses dans la mer. Lorsqu'une invention dans la mer est majeure, des brevets d'améliorations vont être progressivement déposés autour d'elle par l'inventeur ou par les concurrents qui se surveillent (sorte de jeu de Go). Avec le temps, une île émergera. Cependant les inventions dans la mer sont des impasses et elles ne conduiront jamais à des produits ou des procédés. Il est intéressant de constater que L'Oréal a aussi des brevets dans la mer... mais très proches de ses applications majeures (elles-mêmes protégées par des champs de mines de brevets) comme dans le soin des cheveux en bas à gauche de la carte. Il est très probable que les inventions de L'Oréal dans la mer soient des inventions incrémentales qui, à force de se multiplier, vont élargir le territoire déjà contrôlé par L'Oréal.

C'est L'Oréal qui crée le plus de nouvelles inventions, suivi de P&G et Henkel, puis de Kao et Unilever. On note la puissance créative historique de L'Oréal dans le soin du cheveu, les teintures capillaires et le maquillage. Les champs de mines de brevets de L'Oréal sont si denses que très rares sont les compétiteurs à tenter de s'en approcher ou de s'y implanter. Il faut toujours garder en mémoire que ce n'est pas la quantité d'inventions brevetées qui compte, mais la qualité technologique de chacune des inventions, point primordial qui sera discuté plus en détail plus loin. Henkel (points bleu clair), dans les Teintures, a voulu s'approprier un secteur technologique large en créant un important champ de mines. Maîtriser une technologie de Coloration capillaire est essentiel si elle est compétitive sur le marché. L'analyse des données commerciales de Henkel montre que leur expertise dans le domaine capillaire s'est dégradée ce qui s'est récemment traduit par de mauvais résultats financiers. Il est très probable que l'entreprise abandonne une grande partie de ses brevets dans ce domaine, car garder un grand champ de mines en vie coûte très cher à l'échelle mondiale. Ce type d'analyse est un exemple des informations qui peuvent être extraites de ces cartes. Les autres concurrents créent ponctuellement des champs de mines sur des thématiques

diverses dont il conviendrait d'analyser l'alignement commercial.

L'Oréal a la réputation de bien aligner son portefeuille de brevets sur son portefeuille de produits. Compte tenu de la grande taille de leur portefeuille de brevets et du coût très élevé en résultant, ce n'est pas étonnant. La position d'un leader qui contrôle jusqu'à 30% de part de marché sur de nombreux territoires n'est pas un long fleuve tranquille. Il faut être à l'affût de chaque nouvelle technologie qui pourrait rendre caduques, plus ou moins rapidement, les technologies permettant à L'Oréal de dominer le marché aujourd'hui. De très nombreux inventeurs, publics ou privés, opèrent dans ce secteur attractif, ce qui induit mécaniquement une multiplication de nouvelles inventions. Cette règle s'applique à la majeure partie des applications cosmétiques. Il semble que ce soit cette raison qui ait poussé L'Oréal à déposer plus de brevets que tous ses principaux concurrents réunis. La réussite commerciale de L'Oréal est certainement basée en partie sur cette stratégie. Le fait que la moitié des inventions de L'Oréal n'aient qu'un impact marginal en termes de potentiel de marché demeure cependant étonnant et sera expliqué plus loin. Quelle que soit l'application où L'Oréal est présent, la stratégie est de verrouiller les technologies cosmétiques par le dépôt massif d'inventions proches. Ce jeu de go se traduit bien sûr dans nos statistiques d'autocitations.

L'analyse des pratiques d'autocitations des 10 plus grands déposants du secteur cosmétique a montré que L'Oréal et Henkel s'autocitaient de manière importante (cf. graphique 28). L'autocitation résulte d'une concentration d'inventions incrémentales dans une zone technologique clé (champ de mines).

Beaucoup d'inventions de L'Oréal ne sont plus citées lorsque l'on enlève les autocitations. Ainsi, ses concurrents vont préférer développer leurs propres technologies plutôt que de challenger L'Oréal. La concurrence ne peut plus se disputer que pour créer des technologies alternatives.

L'Oréal est la seule société capable de cibler commercialement tous les sous-segments du marché à travers tous les canaux de distribution. Une telle stratégie nécessite d'avoir accès à un nombre d'inventions de plus en plus grand. On s'attendrait à retrouver des inventions de L'Oréal partout sur la carte... mais ce n'est pas le cas. La recherche interne de L'Oréal est insuffisante pour faire face à une telle demande. La solution réside dans la mise en place de nombreux partenariats, collaborations avec des fournisseurs ou des organismes publics de recherche. Ces inventions appartiennent à des tiers issus de nombreux secteurs industriels... et n'apparaissent pas sur la carte des inventions de L'Oréal. Leur prise en compte montrerait une position encore plus dominante de

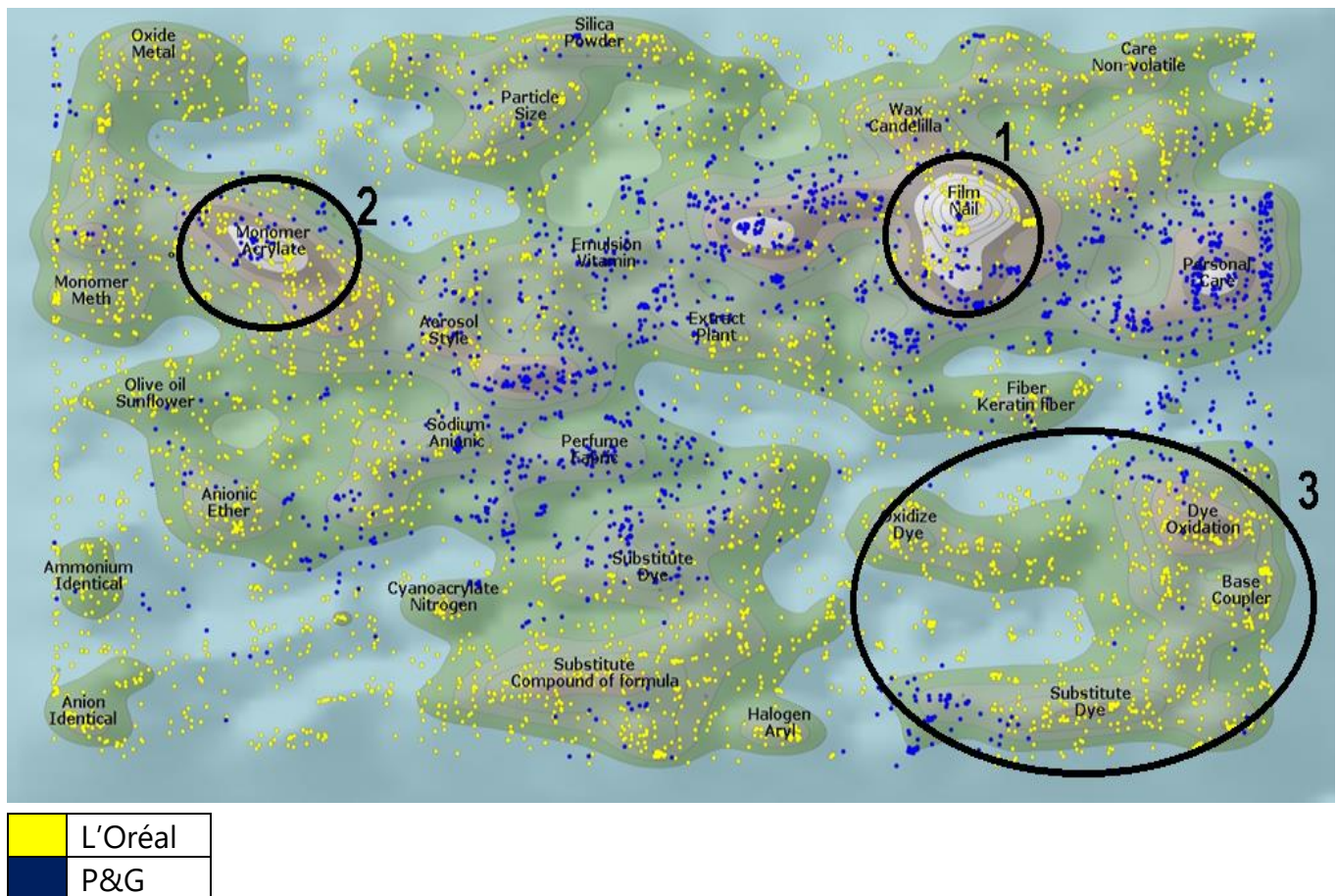
L'Oréal sur le secteur. Il n'est malheureusement pas possible de l'établir, car nombre de ces collaborations ou achats de technologies demeurent confidentiels.

Le secteur cosmétique est constitué de quelques grandes entreprises et de centaines de milliers d'acteurs publics ou privés, qui contribuent à l'innovation, mais dont la taille est généralement petite. L'impact de leurs innovations est généralement démultiplié commercialement, car un seul nouvel actif peut être décliné dans de multiples gammes de produits ciblant des applications différentes.

P&G est certainement l'un des concurrents les plus sérieux de L'Oréal. Le nombre d'inventions est plus faible, leur contenu plus original, les champs de mines plus nombreux, mais beaucoup plus petits. Le succès commercial de P&G en cosmétique n'a pas été au rendez-vous (vente d'une partie de l'activité et licenciement de 10 000 employés) alors que la direction générale de l'entreprise attendait beaucoup de cette diversification. En cosmétique, le succès dépend d'une formule combinant la qualité technologique de l'invention, le mix marketing et l'avis du consommateur. La qualité des inventions de P&G n'étant pas en cause, c'est la partie commerciale de P&G qui a eu du mal à résister aux équipes de L'Oréal. La qualité technologique des inventions est primordiale, mais ne garantit pas un succès commercial en Cosmétique, alors que ce serait le cas dans le domaine pharmaceutique.

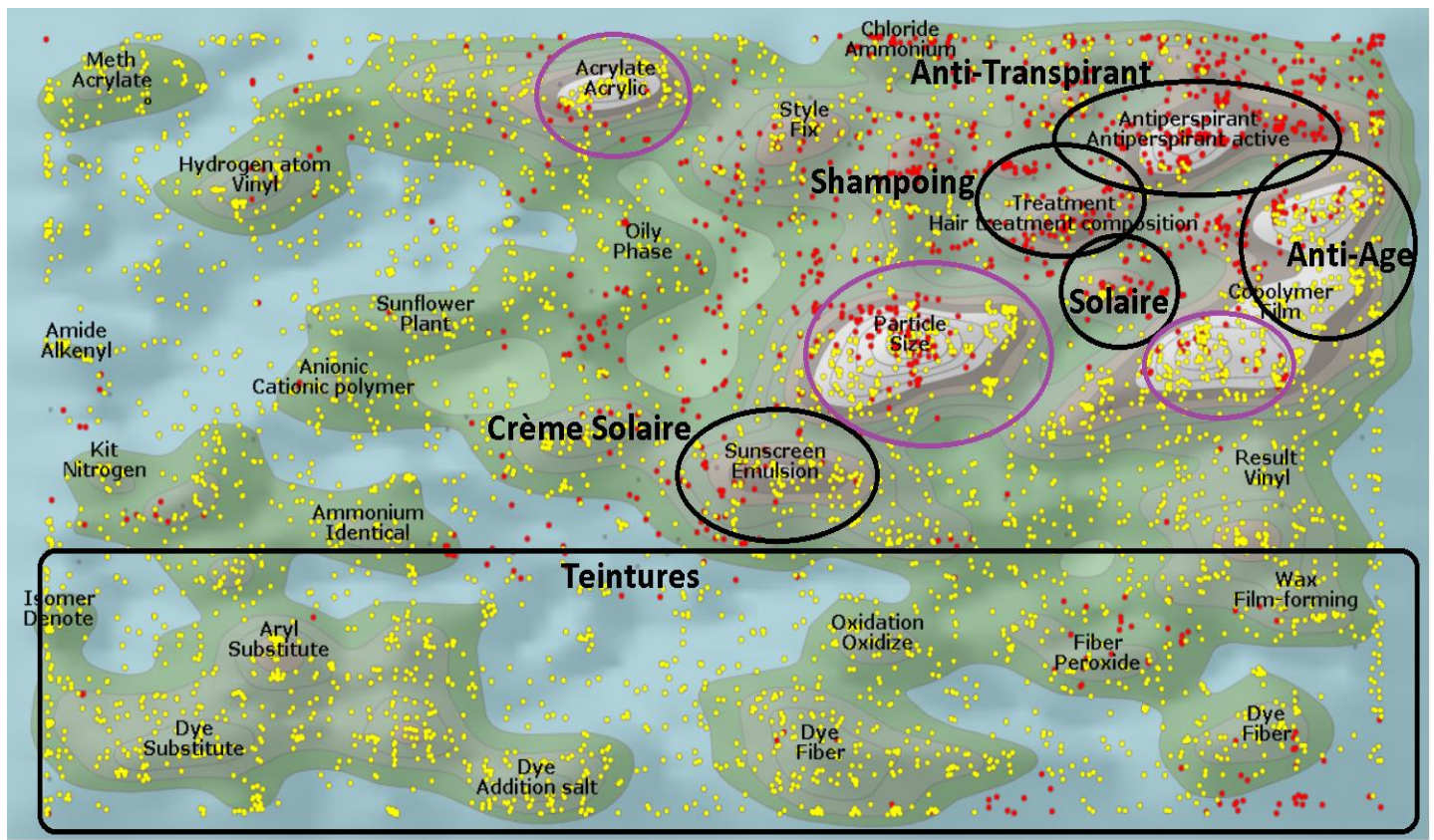
On peut comparer Henkel et P&G, car ils ont un nombre semblable d'inventions. Si Henkel concentre la majorité de ses inventions dans deux zones, P&G les répartit sur l'ensemble de la carte. Face à L'Oréal, on peut s'interroger sur la pertinence d'une stratégie de développement d'inventions dans toutes les applications cosmétiques versus une stratégie plus ciblée. Quand la stratégie est plus ciblée, il faut s'assurer que la technologie sur laquelle on parie ne s'inscrit pas dans une courbe descendante et se mettre en mesure de la remplacer rapidement par une autre plus porteuse si cela s'avère nécessaire. Ces deux stratégies ont été des échecs, mais pour des raisons différentes. P&G et Unilever se citent beaucoup, ce qui veut dire que ces deux entreprises travaillent sur des applications similaires et essaient de se bloquer mutuellement.

Carte 8 Compositions cosmétiques de L'Oréal et P&G.



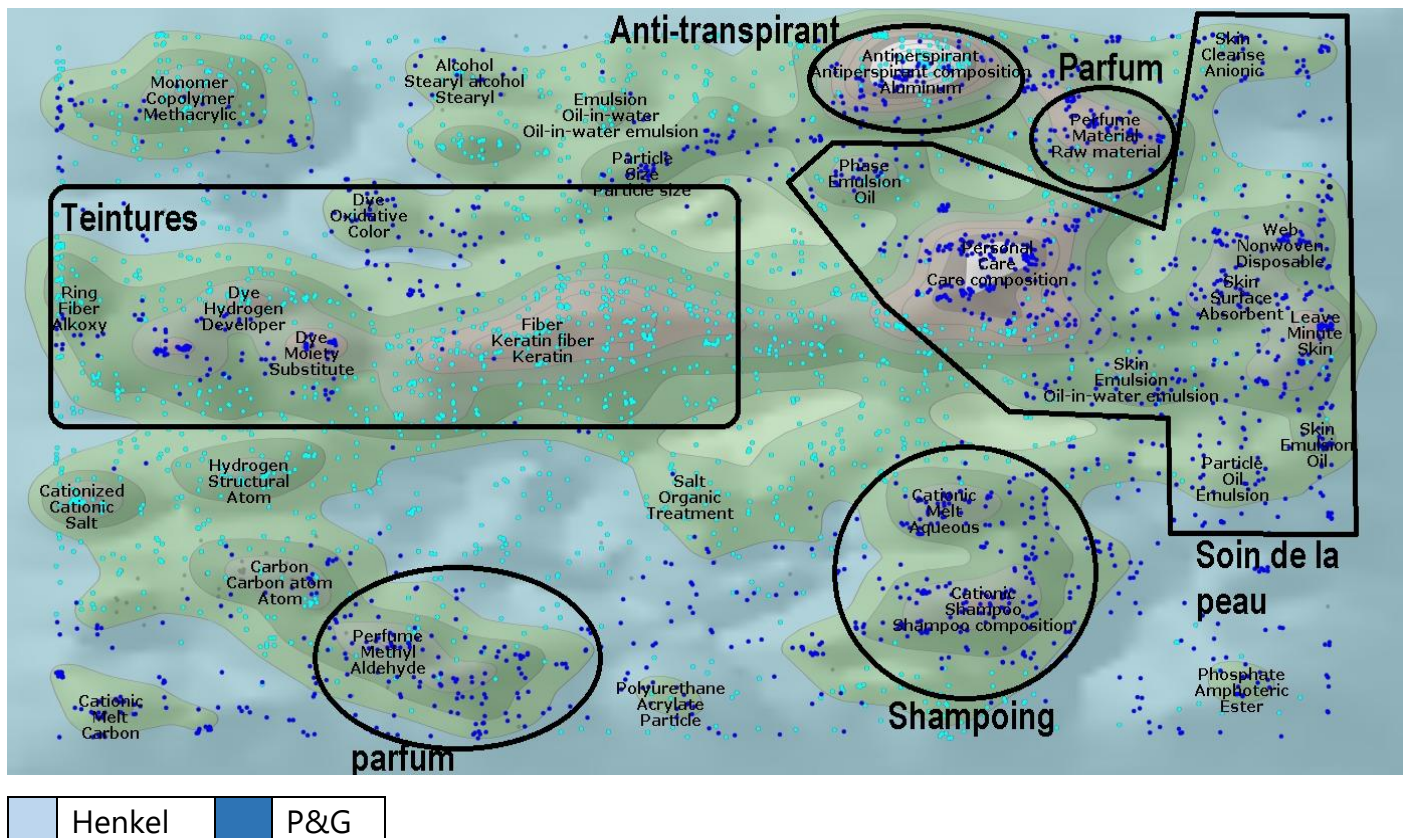
Si la stratégie R&D en jeu de Go des grands concurrents est difficile à décrypter quand on analyse plusieurs compétiteurs d'un coup, elle devient beaucoup plus transparente lorsque 2 concurrents sont comparés face à face. Les 6230 inventions de L'Oréal et P&G ont été extraites et analysées sémantiquement puis visualisées sous forme de carte en recourant à l'algorithme de Clarivate Analytics. Il est frappant de constater que la recherche de P&G semble littéralement « encerclée » par la recherche de L'Oréal. Certains champs de mines sont attaqués (cercles 1, 2 et 3, produits pour les ongles et coloration). Certaines applications font l'objet de guérillas (rares brevets de P&G retrouvés dans des zones dominées par L'Oréal et réciproquement). Cette carte doit être considérée comme une carte d'État-major, car elle permet de visualiser comment les 2 entreprises entendent se différencier sur le terrain.

Carte 9 Compositions cosmétiques de L'Oréal et Unilever.



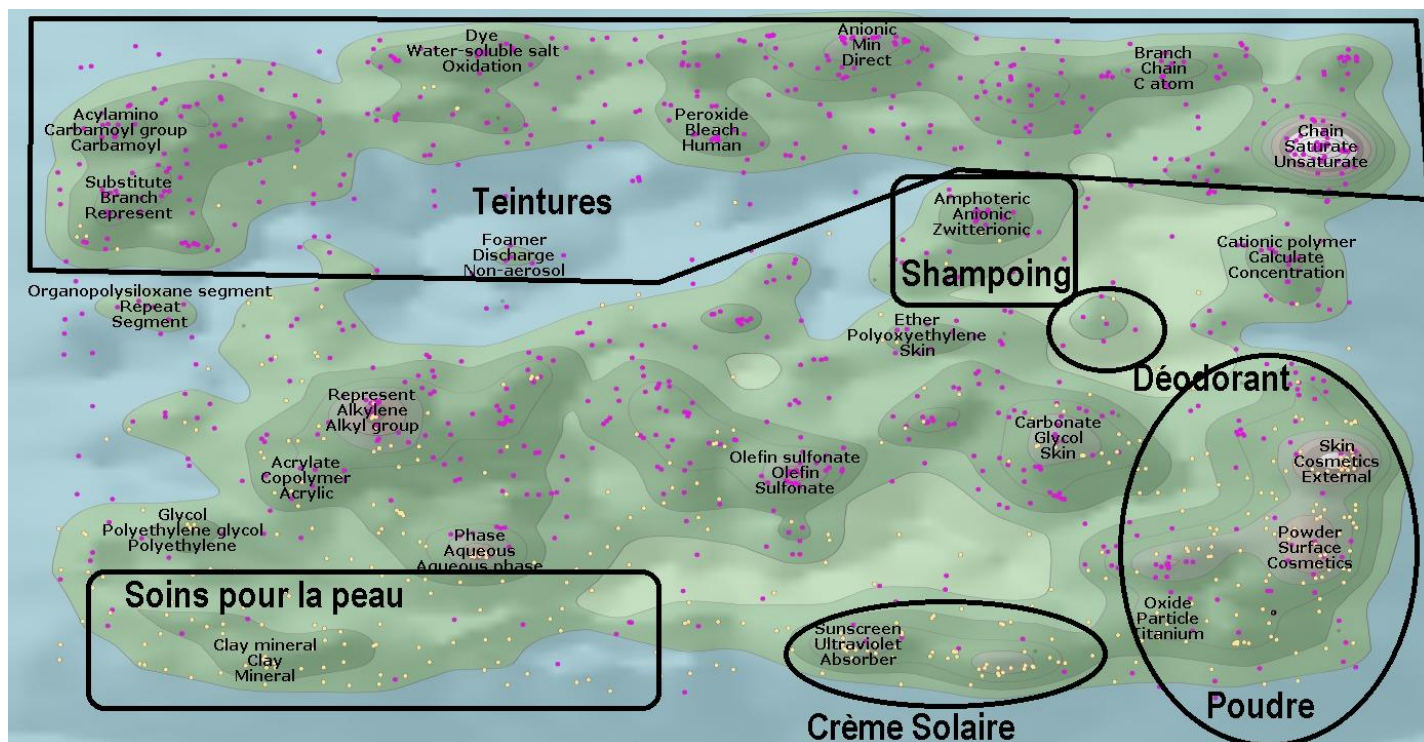
L'Oréal semble cette fois assiéger Unilever en le repoussant dans un coin, c'est-à-dire en limitant l'accès d'Unilever à un nombre limité d'applications. Si Unilever n'est pas du tout un leader de la coloration capillaire, l'entreprise est active dans le solaire, le shampoing, les anti-transpirants et le vieillissement de la peau. Unilever est attaquée quasiment partout par L'Oréal et certaines applications (cercles violets) semblent difficilement tenables par Unilever.

Carte 10 Compositions cosmétiques de Henkel et P&G.



Si chacun des concurrents a su créer des champs de mines pour s'approprier des territoires, la bataille a lieu sur tous les fronts, chacun essayant de créer des champs de mines. On constate la position hégémonique bien connue de P&G dans les shampoings et sa puissance dans les soins de la peau. Henkel apparaît extrêmement fort dans le domaine des teintures, mais, comme déjà discuté plus haut, il ne sert à rien de disposer d'immenses champs d'inventions vieillissants si les produits attendus par les consommateurs ont évolué.

Carte 11 Compositions cosmétiques Kao et Shiseido.



Au nord, le soin des cheveux et les teintures sont presque exclusivement réservés à Kao tandis que le sud (soin de la peau) est dominé par Shiseido. Cela correspond parfaitement à leur positionnement commercial.

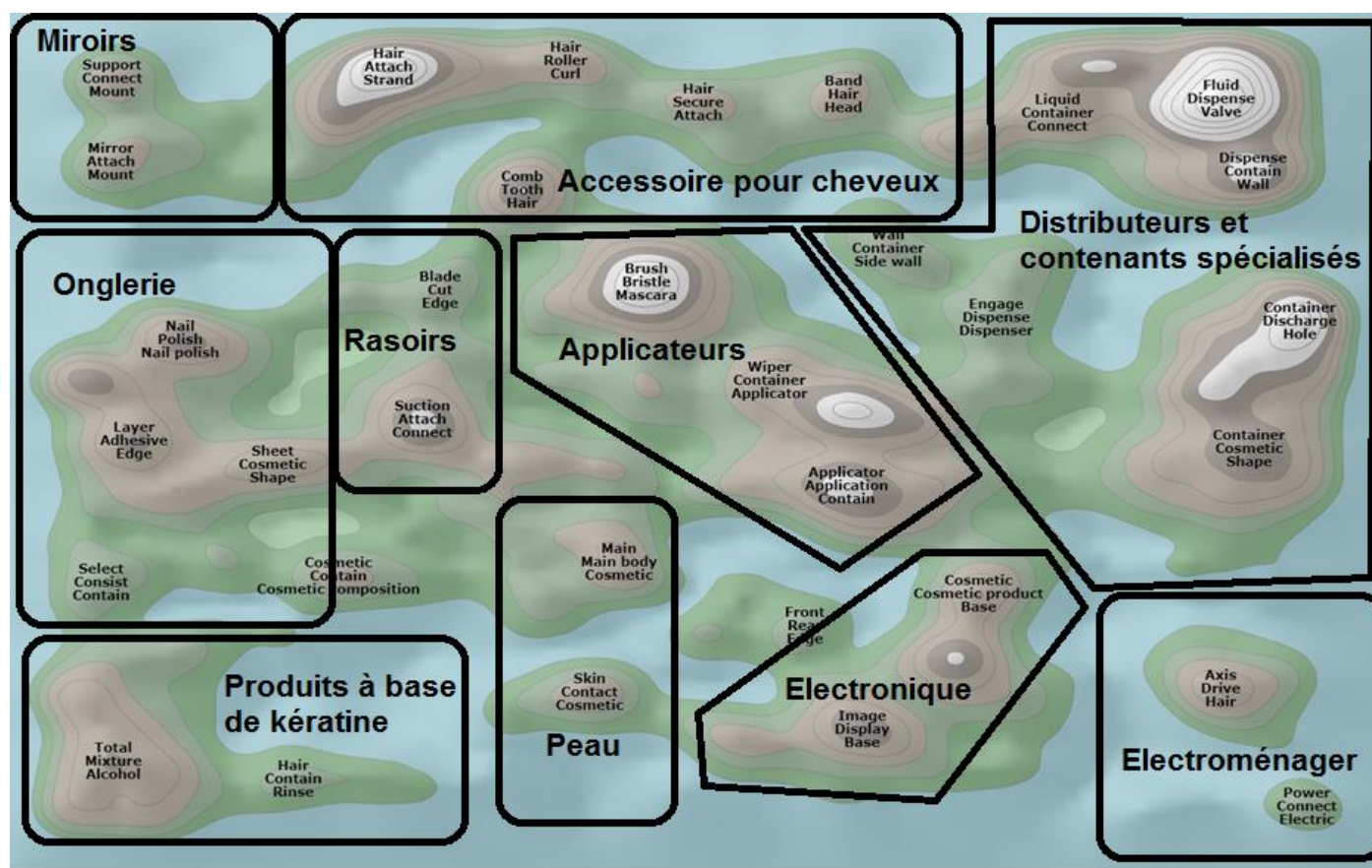
4. Équipement cosmétique (16250 inventions).

Tab. 3 Top 5 des plus importants déposants.

| Entreprise | Dépôts | Part |
|----------------------------|--------|------|
| L'ORÉAL S.A. | 1671 | 10% |
| PROCTER & GAMBLE CO. | 627 | 4% |
| SAMSUNG ELECTRONICS CO LTD | 232 | 1% |
| ALBEA | 212 | 1% |
| PANASONIC CORPORATION | 197 | 1% |

À part L'Oréal et P&G qui dominent le classement, les acteurs sont des grands groupes de l'Électronique qui se diversifient dans l'Équipement cosmétique. Les 8 autres plus grands déposants en Cosmétique déposent moins de 1% des brevets d'Équipement cosmétique. Le développement de cette catégorie est récent : 38% des inventions ont moins de 5 ans et les 2/3 ont moins de 10 ans. Sur la carte 10, on retrouve des applications que l'on avait déjà identifiées dans les Compositions cosmétiques comme les cheveux ou la peau, mais aussi des applications spécifiques aux Équipements qui viennent compléter la gamme de certains acteurs.

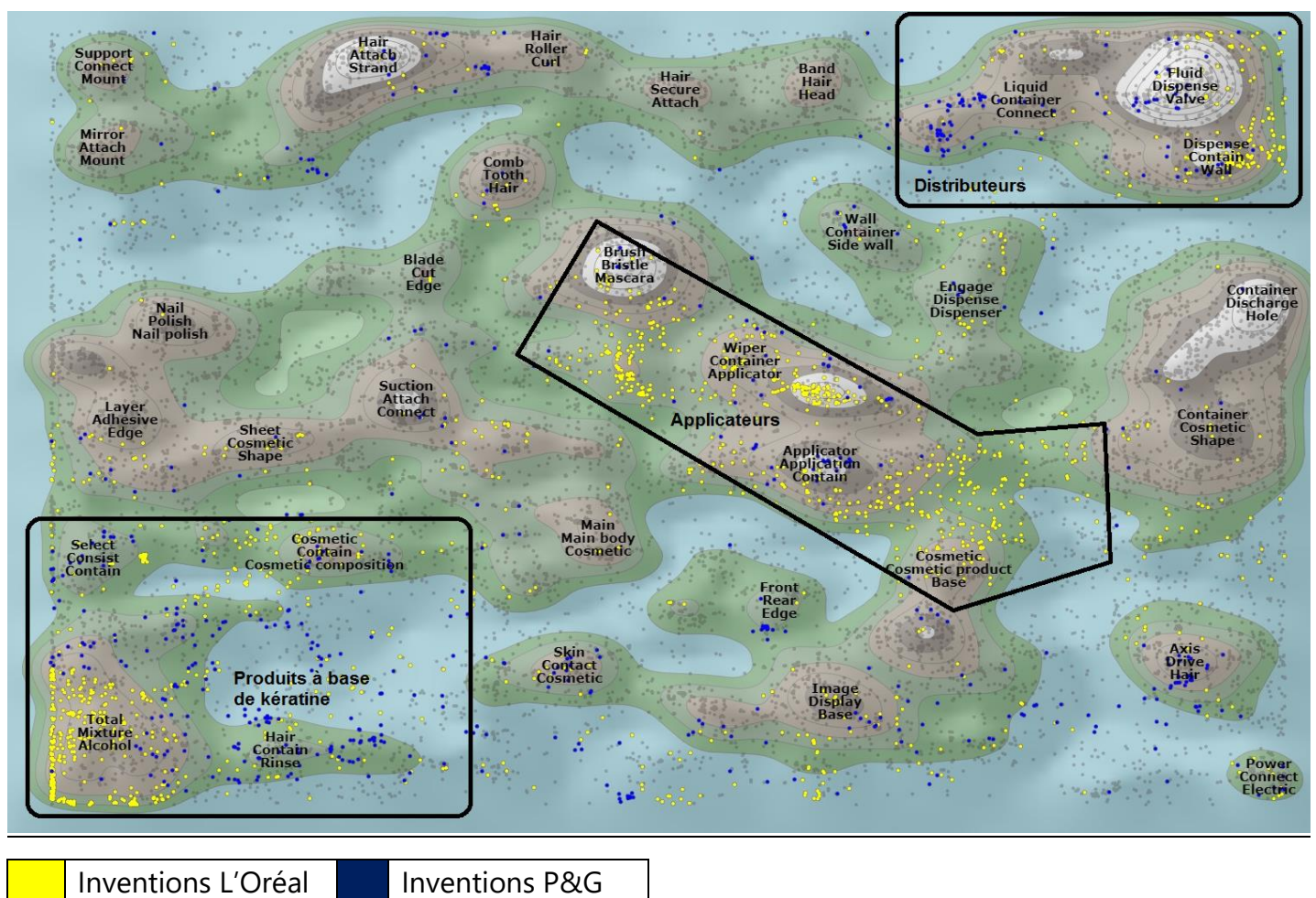
Carte 12 Applications en Équipements cosmétiques.



La carte 11 montre que L'Oréal et P&G ne créent des équipements nouveaux que lorsqu'ils

sont associés à des Compositions cosmétiques. Ces équipements sont là pour délivrer des produits cosmétiques sous différentes formes ou pour les appliquer. C'est ainsi que L'Oréal a longtemps dominé le marché mondial des mascaras en protégeant toutes les variations imaginables de brosses. Vendre des équipements « seuls » ne fait pas partie du modèle commercial de L'Oréal et de P&G. La majorité des concurrents achètent les équipements dont ils ont besoin à des sociétés spécialisées qui travaillent pour de multiples secteurs. Décider ou pas de développer une activité Équipement est donc une décision stratégique.

Carte 13 Équipements cosmétiques : L'Oréal et Procter & Gamble.



L'Oréal et P&G se battent sur les mêmes segments (teintures, brosses à mascara, distributeurs), alors que les autres concurrents de ce domaine d'applications travaillent sur d'autres thèmes. Pour les produits à base de kératine, si L'Oréal verrouille encore une fois sa zone, P&G couvre plus de terrain. On peut interpréter cela comme la différence entre un généraliste et un spécialiste.

Conclusions de l'analyse des brevets du secteur cosmétique par analyse cartographique et les indicateurs.

Les observations par cartographie permettent de tirer des conclusions similaires. Les conclusions de cette analyse cartographique sont à mettre en parallèle de l'étude par indicateurs. La cartographie nous permet d'analyser les portefeuilles sous des perspectives inobservables par les indicateurs, le croisement des deux méthodes pouvant s'apparenter à une topographie.

Tout d'abord, l'analyse cartographique permet de comprendre la composition globale du marché cosmétique autour de trois produits : les compositions, le packaging et les équipements. Nous avons alors pu analyser l'activité de chacun des plus importants déposants et déterminer lesquels possédaient le plus de brevets dans les différentes applications. On peut alors observer que seuls L'Oréal et son premier concurrent P&G déposent des brevets pour les trois catégories, afin de maîtriser l'ensemble de la chaîne de valeur du cosmétique.

Le point principal demeure la stratégie de leader de L'Oréal. Les conclusions de l'analyse par indicateurs présentent l'emploi de *Preemptive Patenting*. Les observations par cartographie permettent de tirer des conclusions similaires. La carte 7 démontre alors la capacité d'exclusions de L'Oréal qui s'approprie des zones entières où elle est la seule à déposer des brevets, ce qu'aucun de ses concurrents n'arrive à faire. Si l'entreprise semble alors cantonner à ses zones d'exclusivité sur la carte des cinq plus importants déposants, on peut voir qu'il n'en est rien sur les cartes à deux déposants. Ainsi, sur les cartes 8 et 9, ce sont les concurrents du leader qui voient leurs brevets concentrés sur des zones limitées. Si les deux plus importants challengers, Henkel et P&G, emploient également cette technique avec de nombreux brevets, on peut alors constater sur la carte 10 qu'ils n'arrivent pas à s'exclure l'un l'autre sur la plupart des technologies.

Bibliographie

Arts, S., Hou, J., & Gomez, J. C. 2020. Natural language processing to identify the creation and impact of new technologies in patent text: Code, data, and new measures. *Research Policy*, 104144.

Hain, D. S., Jurowetzki, R., Buchmann, T., & Wolf, P. 2019. Aalborg Universitet A Vector Worth a Thousand Counts A Temporal Semantic Similarity Approach to Patent Impact Prediction A Vector Worth a Thousand Counts *-A Temporal Semantic Similarity Approach to Patent Impact Prediction. <https://doi.org/2437802164>.

Chapitre 9. Benefiting from an intellectual property dissuasive defense strategy: patent fencing in the pharmaceutical industry.

Clement Sternberger^{31, 32, 33}

Abstract

In the end of the 20th century, firms begun to transform their patenting practices by adopting a strategic approach. The use of patents has evolved to serve firms licensing objectives and preventing competitors not only to develop similar products but from entering a technological field. This shift has been observed through firms' substantial rise in applications, in part in order to erect patent fences around their core inventions, especially in discrete technologies. If this modern strategical patenting practice represents a critical turning point for IP management, it has scarcely been addressed in the literature through inventors' surveys and game theory model, and lack of empirical results. In this paper, we introduce a new method to detect patents belonging to a fence in the portfolios of firms that applied for patents in the pharmaceutical sector at the EPO between 1985 and 2016. Our method consists in measuring patent text similarity and build on the NPL method from (Arts et al., 2020). Our semantic measure over performs other similarity measures based on bibliographic. Our results regarding patents fences confirms that patents protected by large fences are of higher quality and up to four time more likely to be breakthrough inventions. Furthermore, those patents appear to play key roles for the firm further technological development. Finally, we highlight how small firms are excluded from deploying such strategies because of their lack of resources. We believe those results will be of great interest for IP managers aiming to monitor competitor's technological development and to protect their own inventions, for scholars taking interest in IP strategic management and policy

³¹Université Paris-Saclay, RITM, Faculté Jean Monnet, Sceaux, France

³² Institut National de la Propriété Industrielle, Courbevoie, France

³³ ENSTA Paris, Institut Polytechnique de Paris, UEA, Palaiseau, France

makers involved in the issue of the patent system as an accelerator of innovation.

Introduction:

Surge in global patent application can be explained by a shift in firms patenting practices towards strategic patent applications rather than higher R&D fertility (Kortum & Lerner, 1998, 1999). Firms IP managers realized the importance of strategic patenting to appropriate the benefit of their R&D output, and their potential to leverage the success of a new product launch. Indeed, where patents were once only used to prevent imitation and often sidelined in favor of secrecy, they presently serve numerous purposes (Cohen et al., 2000; Ziedonis & Hall, 2001).

Due to technologies complexification, multiple patents are now necessary to protect a unique product. In some industrial sector such as electronics, software or computer, this phenomenon has led to the creation of patent thickets. Following the definition of (Shapiro, 2000), scholars have discussed those Gordian knots of patents with overlapping protection, especially because they may weaken the benefits derived from the patent system which may slowdown innovation. One of the major documented risk for firms operating in that sector is a hold-up situation by a non-previously identified patentee which can lead to costly negotiations or an abandon of the research project. To overcome this issue, firms embarked on a patent race in order to increase their probability of possessing a patent blocking one of the products of the firms which place them in a hold-up situation. Such a patent may deter judicial actions or empower them during negotiations. However, doing so headed them to patenting even more, creating an expanding loop of patent applications making it more and more complex to navigate the patent thicket.

However, Shapiro's patent thicket definition merely applies to complex technologies where a product requires access to IP rights fragmented over several patentees. Historically, the first definition of patent thicket originates from (Teece, 1986) and addresses the issue of strategic patenting. He reasons that since a single patent does not provide sufficient

protection to capture all the revenues generated by an innovation, firms should build a patent thicket of their own around their key patents. Since Shapiro (2001) definition of patent thicket imposed itself in the literature, Teece's original definition is currently referred to with the term "patent fence", transmitting the idea of patents defending the firm's territory. For the same technology, firms apply for several adjacent patents of various qualities, surrounding the "core invention" . If those patents equally serve defensive purposes like preventing imitation or hold-up, they are the tool of more offensive strategies. Those patent fences are used to prevent competitors desiring to patent related inventions building on the firm's patent by blocking inventing around (Somaya, 2003). They are typically variations of the core invention presenting a modest but sufficient innovative step to obtain a new patent. In order to establish an efficient protection, firms have to preempt possible competitor's technology, but their prediction capacities remain limited. Consequently, an efficient protection should be as large as the firm can afford to patent. As a result, patent fences are most effective for large firms since they dispose of more substantial resources, but also possess a deep knowledge of the market, which specialized smaller firms may miss (Teece, 1986).

Hypotheses and contributions:

For now, patent fence strategies have been studied in two ways. First, through inventor and IP management surveys where applicants exposed their motivation for patenting. Based on the insight provided by those studies, patent fences building decision were modeled through game theory (Schneider, 2008). Those provided meaningful results on how firms take rational decisions to maximize profits from their innovation. However, to our knowledge, the literature lack of an empirical method to detect and analyze those fences. A few methods exist to detect patent thickets through Herfindahl concentration/diversity index or network analysis, but none of them, as it stands, apply to patent fences analysis since they rely on fragmented IP rights. To fill this gap, we expose in this paper a new method based on semantic analysis to detect similar patents in a firm's portfolios constituting a fence. We

demonstrate the efficiency of this method. Then, we analyze those identified fences in the case study of the pharmaceutical sectors for patents applied at the EPO. Before this, based on our literature review, we formulate four hypotheses regarding the nature of patents fences. First, as erecting a patent fence is costly for the firm, one may expect that patent protected by those are more valuable:

H1: Patents protected by patent fences displays are of higher quality.

Previous literature on patent quality has highlighted how patent quality is not homogeneous, and so it is most likely that patent fence size will fit the protected patent quality:

H1.1: The higher the fence, the higher the core invention quality.

Next, firms build fences around patent that they estimate as key in their technological development strategies. We formulate our following hypothesis as:

H2: Firms are building patents fences around inventions on which they will build their latter inventions.

Then, firms are building their fences to counter competitors patenting ambitions. Thus, our third hypothesis is:

H3: Patents protected by fences are blocking the patenting of new inventions largely than others.

Finally, as argues by the literature of both patent fences and thickets, only large firms building important portfolios are able to displays such effective strategies since they require considerable resources to apply and maintain numerous patents for each product. Our last hypothesis to test is:

H4: Firms deploying patent fences are the ones possessing the most extensive portfolios.

Our paper is divided in five parts. The first one present the literature on defensive patenting and patents fences, the second introduce our methodology regarding fence detection and our patents data samples, the third display validations of our method and the fourth present

our results on patents fence analysis. We discuss those results and conclude in the fifth.

Literature review

The apparition of large patent thickets introduced a considerable risk of hold-up situations, especially in complex technologies, where disposing of the rights over thousands of patents is necessary to launch a single product. This situation is particularly worrying for firms which may not benefit from their investment as they are forced to take out licenses with many companies (Cockburn & MacGarvie, 2009b), or even be dragged into a process which may decrease the firm market value of 3% on average (Bhagat, Brickley, & Coles, 1994; Lerner, 1995). This led firms to apply for considerable amount of patents, rather for a strategic purpose than for protecting the results of their R&D activities (Ziedonis & Hall, 2001). Indeed, even if patents are of lower quality, larger portfolios reduce the risk of being held in a hold-up situation, and increase the firm bargaining power if so (Jell, Henkel, & Wallin, 2016; Shapiro, 2000; Ziedonis, 2004). As report (Torrise et al., 2016), those defensive patents represent an increasingly large share of patent applications. Up to 67% of them were applied as blocking patents and between 36 and 38% remains unused, a number that increased in highly competitive sectors. Firms have all the more incentive to patent in this way since those disposing of an important patent arsenal are more highly valued in the stock market (Noel & Schankerman, 2013). IP management may even encourage this practice if they consider that higher patenting rate signal technological leadership to customers and inventors (Cockburn & MacGarvie, 2009).

In such a context, building patent fences around key patents is of significant strategic interest to firms. If those patents are of little use for appropriating the benefit directly generated by an invention (Ziedonis & Hall, 2001), they may serve in negotiations and the prevention of suits. But their main interest is to prevent competitors of patenting related inventions (Cohen & Lemley, 2001). Where individual patents are often considered insufficient because competitors can easily patent alternative version of the invention, firms need to patent

variations of their core inventions in order to increase the cost of inventing around for competitors (Cohen et al., 2000). Those patents constitute a patent fence, which was defined by (Ove Granstrand, 1999) as *“a series of patents ordered in some way, [to] block certain lines of directions of R&D, for example, a range of variants of a chemical sub-process, molecular design, geometric shape, temperature conditions or pressure conditions. Fencing is typically used for a range of possibly quite different technical solutions for achieving a similar functional result.”*. Those patent fences are quite effective to block competitors since they induce higher cost for new entrant; either for further inventing-around, licensing fees, potential penalties after a trial for infringement or because they make it difficult to access to funding (Cockburn & MacGarvie, 2009). When engaged in a technological race, the use of fence allows firms to apply an offensive exclusion of their competitors engaged in the same technological race to patent, even though they already reached a sufficient step to patent their R&D results (Kwon, 2011). In long time, they constitute a property preemption preventing other to patent similar technologies later, which may limit the firms benefit on a marketed product. However, this preemption cannot be perfect, and firms may need to engage in ex-post defensive measures to gain IP rights in the area they failed to predict (Somaya, Chung, & Lorenz, 2016). At this time, a patent fence will leave more room for maneuver.

Patent fences are not used in the same way and proportions across sectors and applicants. They are more frequent in discrete technologies where the product-patent link is stronger where they represent around 34% of all patents (Cohen, Goto, Nagata, Nelson, & Walsh, 2002). On the other hand, complex technologies, where numerous patents protect a product, are more characterized by patent thickets and the estimated share of patent fences decrease to 10%. Patent fences are more suited for strategical patenting in discrete technologies like drugs, medicine and chemicals, where IP rights are concentrated and invent around is simple. Then, dressing a patent fence composed of sleeping patents is costly and only large firms dispose of the resources necessary to rely extensively on them (Torrise et al., 2016). The

benefice for large firms exceeds competitors' exclusions since their strong patent bases allow them to explore serenely new technological horizons, which explains in some parts why larger firms succeed more often despite being less innovative (Teece, 1986).

Methodology:

- Methods to detect patent thickets:

In order to identify patents constituting the fence surrounding each patent, referred to now as core patents, we need to identify patents presenting high technological similarities in the same portfolio, which constitute the core patent's fence. Building on Sternitzke (2013) results which highlight that patent of the same fence shared keywords, I decided to rely on text analysis. To do so, we rely on the natural language processing (NLP) method provided by (Arts, Hou and Gomez, 2020). I first apply their method to clean the priority patent of the family titles, abstracts and claims. We clean the text of potential errors (words appearing in only one patent), symbols (such as numbers and Greek letters) and stop words based on the pre-established list of Arts et al. (2020). Once harmonized, I create one vector per family, embedding the technological content of each invention. Each vector is composed of one dimension per unique word in the whole patent corpus after the text cleaning. The value for each dimension depends on the importance of the word in the text and words cooccurrences compared to the rest of the corpus. In the end, the vector positions the content of the patent in a space of 74 120 dimensions. Finally, I compute cosine similarity between every patent applied by the same firm. In order to be considered as fence patents, they should have been applied for one year before or after the focus patent, acting as a potential core patent. I rely on the application date, rather than publication dates, since important patents may take longer to be published and granted. Then, a fence id will be attributed to each core patent, along with a fence size equal to the count of different fence patents belonging to its fence. I will then analyze those core patent qualities depending on the size of their fence.

- *A discrete technology sector: the pharmaceutical industry*

Analyzing patent fence is particularly relevant for discrete technologies where fence patent represents 34% of applications (Cohen et al., 2002). Consequently, we choose the pharmaceutical sector for patents applied for at the EPO. In this industry, patents carry out a key role, and the patent protecting a drug on the market can potentially generate billions. Consequently, preventing competitors to build around this core patent is essential since they simply have to change one molecule to obtain a new patent on the same product.

We extracted our data from the DWPI patent database. This comprehensive database present numerous advantages for our analysis. First, each patent assignee is disambiguated so that every patent is reassigned to an optimized assignee, which allowed us to reconstitute all firms' portfolios as comprehensive as possible. Then, patents title and abstracts were rewritten by technological experts, which prevent errors in the text and provided us with highly comprehensive text data. We used patents at the INPADOC family level in order to avoid computing similarity between two patents belonging to the same family, which may lead us to consider artificial fences.

We delimited the pharmaceutical sector as those classified in either the A61K or A61P technological classes. We excluded from those patents belonging to the class A61K 8 and A61K 9, respectively cosmetic and dentistry patents, since they may present significant differences in terms of technology, applications and business models.

Validation of the semantic similarity measures to detect patent fence:

- *Correlation with other similarity measures:*

To control for our similarity measure, we computed seven Jaccard similarity scores (intersection divided by union): based on the number of shared CPC classes at different precision level, shared forward and backwards citations, common Non patent references (NPR) and shared inventors.

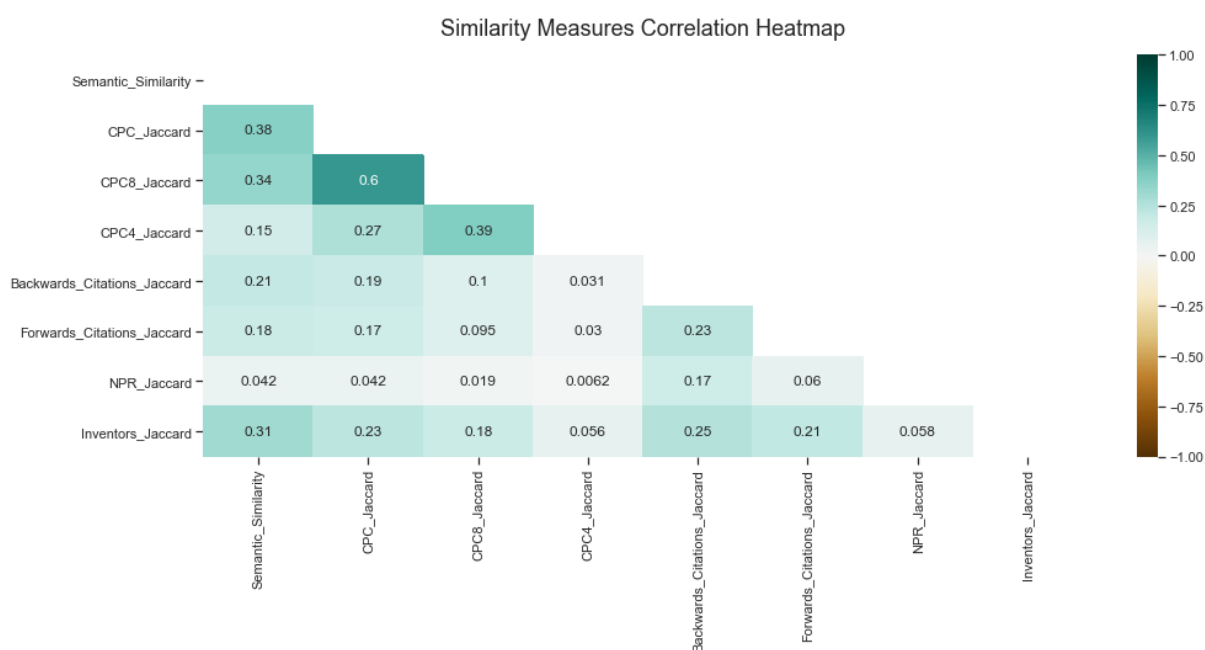


Fig. 1 Similarity measures correlation heatmap

In general, similarity measures display high correlations with other similarities based on the same data (i.e. citations or classifications). On average, semantic similarity display higher correlation with every kind of similarity either based on classification, citations or Inventors.

Furthermore, semantic similarity present substantial advantages compared to other similarities. First, citation-based similarities present a high rate (around 90% of our sample) of null similarity due to several patents providing no backwards citations or which didn't generate forward citations. As illustrated by previous results based on bibliometric indicators, citations are mostly generated by a few high-quality inventions (Squicciarini et al., 2013). Consequently, we cannot expect to measure similarity through forward citations between the high-quality patent in the core of the fence and low-quality patent constituting the fence.

- Regression on the semantic measures:

For further validation of our method, we regressed the similarity measure (*SIM*) on counts of shared features between the two patents, such as CPC at various levels (full *CPC*, and *CPC* at 4 and 8 digits), forwards (*FOW*) and backwards (*BAW*) citations, *NPR* and inventors (*IVT*). For control, we add the number of days between application of the two patents (*ATD*) and the

size of the firms' portfolios (*PFS*). We also introduce a dummy regressor in the model for patents applied the same day (*SD*). For readability, the semantic score was measured between 0 and 100. We used a linear panel model for our regression with fixed effects for patents application years, where α is the constant term, and i and j are two patents' families applied by the same firm a :

$$SIM_{i,j} = \alpha + CPC_i \cap CPC_j + CPC8_i \cap CPC8_j + CPC4_i \cap CPC4_j + BAW_i \cap BAW_j + FOW_i \cap FOW_j + NPR_i \cap NPR_j + IVT_i \cap IVT_j + SD_{i,j} + ATD_{i,j} + PFS_a$$

| <u>Independent variable</u> | <u>Coefficient</u> | |
|-----------------------------|--------------------|--------------------------------|
| <i>CPC full</i> | 0.97*** | (0.005) |
| <i>CPC 8</i> | 1.12*** | (0.005) |
| <i>CPC 4</i> | 0.95*** | (0.008) |
| <i>BAW</i> | 0.12*** | (0.001) |
| <i>FOW</i> | 0.3*** | (0.002) |
| <i>NPRs</i> | -0.02 | (0.01) |
| <i>IVT</i> | 4.4*** | (0.01) |
| <i>SD</i> | 20.9*** | (0.12) |
| <i>ATD</i> | 0.0002*** | (2.549e-06) |
| <i>PFS</i> | -0.03*** | (8.156e-06) |
| <i>Constant</i> | 14.6*** | |
| $R^2 = 0.18$ | | *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1 |
| $N = 5419776$ | | |

Excepted shared NPR, all regressors are highly significant and display hoped-for results. A more considerable number of shared CPC at all precision level and a higher number of shared citations rise slightly the similarity of the two patents. An additional inventor is the shared features affecting the most the similarity measure. The amplitude of the coefficient differences is explained by the low number of inventors per invention compared to the number of citations and classifications.

In addition, we observe a negative effect of the size of the firms' portfolios on the similarity. This effect illustrates that large firms apply for several technologies and that their patents are scattered, when smaller firms concentrate their assets.

Finally, our results highlight an important effect of time on similarity. Each passing day between patents applications decrease the probability of similarity. More interestingly, patents which were applied for the same day are 21% more similar. Given the distribution of similarities and the low average similarity (see figure), this effect is appreciable and reflect that firms are consciously building their patent fences by applying for similar patents the same day.

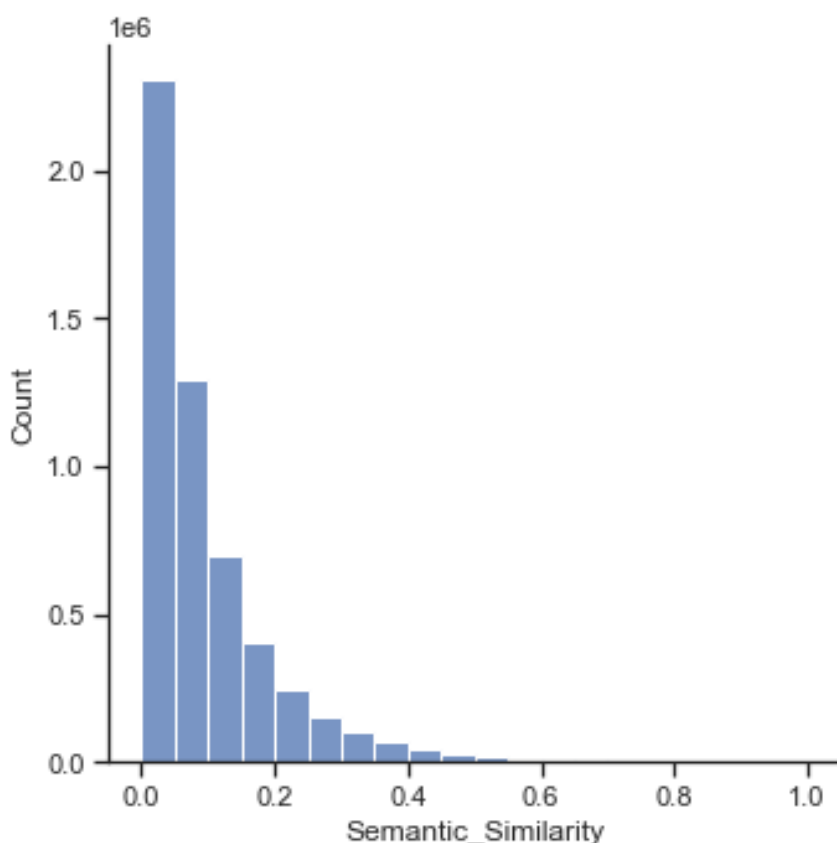


Fig. 2 Semantic Similarity Distribution

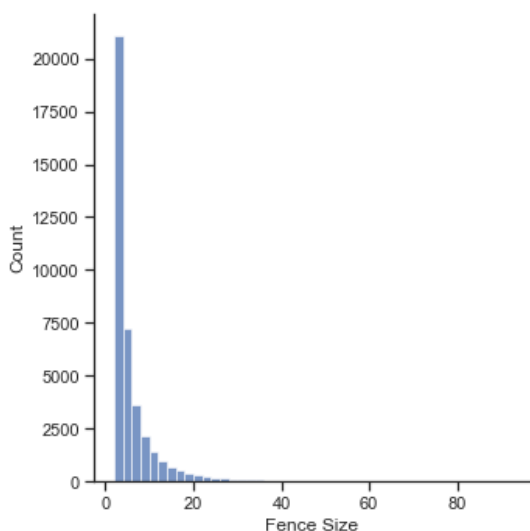
Results on patent fence analysis:

After computing similarities, we gathered patent families constituting a fence. To do so, we had to decide of two treshold: similarity and application days difference. We decided on a threshold of 0.25 minimum similarity between patents applied for one year before or after the other. A 0.25 similarity represents about the top 15% highest similarity and represent sufficient similarities in terms of shared CPC and inventors to be considered technologically

closed. Then, after one year, the firms' competitors dispose of sufficient time to build on an unprotected patent since applicants can modify their patents ongoing examination to adapt their claims to a new technology described in a new patent.

We constructed patents fences for each patent family of our sample, with the patent family as the core patent. As a result, families can belong to multiple patent fence as "fence patent", but are only considered as the "core patent" in one. We only gathered first-degree similar patents in the fence which means we didn't considered patents only similar to "fence patents" as belonging to the fence.

In total, we gathered 39 626 patent fences over the 74 476 patents composing our sample. Descriptive statistics are available in Tab. 1 and Fig. 3. Nearly half of the patents fence is only constituted of the *core patent* and another patent family.



| | |
|--------------|-------|
| Fences Count | 39626 |
| Mean size | 5,5 |
| Std | 6,2 |
| Minimum size | 2 |
| 25% | 2 |
| 50% | 3 |
| 75% | 6 |
| Maximal size | 91 |

Fig. 3 Fence size distribution

Tab. 4 Patent fence descriptive statistics

Now, we will analyze the impact for the patent family of being protected by a fence depending on fence size. To do so, we computed key indicators of patents importance based on forward citations. First, we identified families reaching the top 1% of citations received for each application year. Usually referred to as "breakthrough patents", they are of very high value. In the pharmaceutical sector, they bear the potential to protect the molecule which will be used as the basis for the development of a drug that will be marketed. Similarly, we

computed average count of forward citations with time corrections. This measure has for long been recognized as a good proxy of patent value, but has also been linked to the technological quality of the protected invention (Moser et al., 2018). Then, since we used data on patents applied at the EPO, we were able to collect citations classified as blocking citations by examiners. We computed the count of blocking citations but also the share of *core patent* generating at least one blocking citations. In the same way, we interested ourselves in self-citations received by the *core patent*, computed as average count and share. Those citations between two families applied for by the same applicant are both recognized as an indicator of higher value but also of continuity in firm's technological development and importance of the patent for the firm (Somaya, 2003). Finally, we report the average size of the patent portfolios for each fence size category. We displayed those results in Tab.2.

Tab. 2 Results on the analysis of patent fence per size.

| Fence Size | 0 | (1, 2] | (2, 3] | (3, 5] | (5, 10] | (10, 25] | (25, 50] | (50, 100] |
|--|--------|--------|--------|--------|---------|----------|----------|-----------|
| Number of fences | 44105 | 14199 | 7093 | 7306 | 6681 | 3985 | 676 | 70 |
| Average Portfolios Size | 110,91 | 129,86 | 174,74 | 231,17 | 349,2 | 516,78 | 891,41 | 1574,53 |
| Share of Families in the Top 1% of cited Patents | 0,72% | 1,23% | 1,44% | 1,52% | 1,78% | 2,08% | 1,78% | 4,29% |
| Average Corrected Citations Count | 16,63 | 21,05 | 22,27 | 24,22 | 24,92 | 28,24 | 26,06 | 30,08 |
| Average Blocking Citations Count | 3,98 | 3,95 | 3,89 | 4,11 | 4,08 | 4,23 | 4,14 | 5,53 |
| Share of Families generating blocking citations | 71,8 | 72,05 | 71,54 | 71,22 | 69,87 | 69,08 | 66,42 | 75,71 |
| Average Self Citations Count | 2,51 | 3,22 | 3,7 | 3,92 | 4,26 | 5,06 | 6,35 | 5,56 |
| Share of families receiving self citations | 10,75 | 14,82 | 14,97 | 13,07 | 11,54 | 12,65 | 21,75 | 61,43 |

Regarding forward citations, patents belonging to a fence receive a significant higher number of forward citations, and this premium increase in a consequent way with the size of the patent fence. Similarly, patents at the core of a large patent fence have up to four

times more chance to be a breakthrough invention. The results regarding generation of blocking citations are ambiguous. If the average count grows with fence size for fences bigger than 3 families, the share of those families decreases for fences bigger than 5 families. Only very large fences display both higher average blocking citations count and shares. Then, patent families with a fence will receive on average between 1 and 4 supplementary self-citations, this premium rise with the patent size. The share increases with the fence size following an inverted U shape, with lower shares for medium size fence, between 5 and 25. The share doubles after 25 and rise up to more than 60% for very large fences. Finally, as expected, bigger fences are built by companies relying heavily on patents and disposing of the resources to apply for numerous similar patents in a short time for the same technology.

Regarding our hypotheses, we consider that since forward citations and the share of breakthrough inventions rise with patent fences, *H1* and *H1.1* are verified. Similarly, the count and share of self-citations demonstrate the veracity of our second hypotheses on the importance for the firms of patents protected by large fences. Then, as the average size of portfolios is multiplied by 15 between patents not protected by fences and those protected by fences larger than 50, we consider that our fourth hypotheses claiming that large patent fences are only used by firms with large portfolios is validated. Only our results regarding our third hypotheses on the generation of blocking citations remains unclear. Very large fences (above 50) clearly generate more blocking citations on for a higher share of patents, and the number of blocking citations per patents increase with fence size. However, the share of *core patents* generating blocking citations decrease with fence size.

Discussion and conclusion:

In this paper, we introduce a new method to detect patents applied by a firm to protect the various aspects of a same technology. Those patents constitute a patent fence to prevent identified and potential competitors to build on technology developed by the firm and let the firm fully benefits of its R&D spending. Based on NLP, our semantic distance measure

displays higher capabilities to assess similarity between patents than other bibliometric methods, both in its precision and its capacity to assess similarity between every patent. Indeed, on average, our methods display higher correlation across every kind of similarity measure and is available for a higher number of patents. Furthermore, similarity as we measure it increase significantly for every shared CPC class, citations or inventors. Our model revealed that firms were consciously applying similar patent families in closer times as patents applied the same day by the same firms are on average 20% more similar and that similarity reduced with the number of days between the two applications.

Then, our analysis of detected patent fences provided us with several insights on how firms use and benefit from patent fences. First, patents families at the core of large fences are more likely to be important or even breakthrough inventions, up to four times, as they received a significant higher number of citations. Those results are consistent with our analysis of self-citations. Indeed, families protected by a fence receive more citations from the firm's latter inventions, and this effect grows with the patent fence size. Self-citations are a sign of a firm building on its previous invention to develop new technologies and those are of higher value for the firms. Consequently, patents families at the core of a large fence are high-quality inventions on which the firm intends to rely on to develop new technologies and protect its future products on the market. This result highlights the importance of detecting patents fences and the interest of our methods. The main drawbacks when employing citations-based analysis in innovation strategic management is the timeliness of the method which requires several months or even years to observe the knowledge flows and identify important inventions. Here, we only need a one-year observation period to detect where firms are building IP capacities and developing their new technologies to identify their core patents. We believe such method will be useful for IP managers monitoring their competitors but also for the detection of the emergence of new technologies.

Patent fences may also raise concerns for policy makers in the same way patent thicket may

slowdown innovation (Shapiro, 2000). Indeed, as highlighted by our results, patent fences are erected by large firms and smaller firms with less resources are excluded from such strategies. In this way, small firms cannot benefit in the same proportions of the patent systems as large firms. As an example, one start-up may be kept out of entering a market, even though it possesses important expertise and develop innovative technologies because of an important patent fence developed by a large firm, preventing the start-up from making their investments grow.

As this paper applies for the first time a new method, we face limitations. First, even though it has been discussed for a long time in the patent analysis research field, NLP for patent analysis remains in its early stages. Without expert validation of the similarity, it remains complex to guarantee the efficiency of the method. The same goes with similarity and time threshold selection. We chose our thresholds based on similarity distribution and the number of shared features (CPC class, citations and inventors) but determining the exact threshold from which one may consider that two patents are sufficiently similar to constitute a fence remains to explore. Furthermore, unlike previous works applying network analysis to detect patent thickets, we were not able to distinguish patents at the center of a network. Indeed, we only considered first-degree similarity; and numerous patents happened to be similar to only one patents itself similar to another important patent at the center of a large fence. Those two patents present second-degree similarity and one may question if it should be integrated in the important patent fence, even though it is not directly similar. Finally, we choose to apply our method to the pharmaceutical sector, which remains a discrete technology sector where one patent family can protect one product. It would be interesting to test our method in complex technologies, like electronics, where each product is protected by hundreds or even thousands of patents to compare strategic patent practices across sectors.

References

- Arts, S., Hou, J., & Gomez, J. C. 2020. Natural language processing to identify the creation and impact of new technologies in patent text: Code, data, and new measures. *Research Policy*, 104144.
- Bhagat, S., Brickley, J. A., & Coles, J. L. 1994. Evidence fro corporate lawsuits*. *Journal of Financial Economics*, vol. 35.
- Cockburn, I. M., & MacGarvie, M. J. 2009. Patents, thickets and the financing of early-stage firms: Evidence from the software industry. *Journal of Economics and Management Strategy*, 18(3): 729–773.
- Cohen, J. E., & Lemley, M. A. 2001. Scholarship @ GEORGETOWN LAW Scholarship @ GEORGETOWN LAW 2001 Patent Scope and Innovation in the Software Industry Patent Scope and Innovation in the Software Industry. <http://scholarship.law.georgetown.edu/facpub/343/>.
- Cohen, W. M., Goto, A., Nagata, A., Nelson, R. R., & Walsh, J. P. 2002. RandD spillovers, patents and the incentives to innovate in Japan and the United States. *Research Policy*, 31(8–9): 1349–1367.
- Cohen, W. M., Nelson, R. R., & Walsh, J. P. 2000. NBER WORKING PAPER SERIES PROTECTING THEIR INTELLECTUAL ASSETS: APPROPRIABILITY CONDITIONS AND WHY U . S . MANUFACTURING FIRMS PATENT (OR NOT) Cambridge , MA 02138 February 2000 Protecting Their Intellectual Assets: Appropriability Conditions and Why U. New York, 50.
- Jell, F., Henkel, J., & Wallin, M. W. 2016. Offensive patent portfolio races.
- Kortum, S., & Lerner, J. 1999. What is behind the recent surge in patenting? *Research Policy*, 28(1): 1–22.
- Kortum, S., Lerner, J., & National Bureau of Economic, R. 1998. Does venture capital spur innovation? NBER Working Paper Series; 6846, 50(3): 40,[27]p.
- Kwon, Y. 2011. Technological Trends Analysis of Fuel Cell Electric Vehicle using Patent Information. *International Journal of Engineering and Industries*, 2(4): 38–46.
- Lerner, J. 1995. Patenting in the Shadow of Competitors. *The Journal of Law and Economics*, 38(2). <https://doi.org/10.1086/467339>.
- Moser, P., Ohmstedt, J., & Rhode, P. W. 2018. Patent citations-an analysis of quality differences and citing practices in hybrid corn. *Management Science*, 64(4): 1926–1940.
- Noel, M., & Schankerman, M. 2013. Strategic patenting and software innovation. *Journal of Industrial Economics*, 61(3): 481–520.
- Ove Granstrand. 1999. *The Economics and Management of Intellectual Property*, vol. 1651.

Edward Elgar Publishing.

Schneider, C. 2008. Fences and competition in patent races. *International Journal of Industrial Organization*, 26(6): 1348–1364.

Shapiro, C. 2000. Navigating the Patent Thicket: Cross Licenses, Patent Pools, and Standard Setting. *Innovation Policy and the Economy*, 1: 119–150.

Somaya, D. 2003. Strategic determinants of decisions not to settle patent litigation. *Strategic Management Journal*, 24(1): 17–38.

Somaya, D., Chung, J., & Lorenz, A. 2016. Navigating Around IP Landmines: When and How Do Firms Employ Defensive IP Strategies Sustainable startups View project Dealing with intellectual property (IP) landmines: Defensive measures to address the problem of IP access. <https://doi.org/10.5465/AMBPP.2016.17160abstract>.

Squicciarini, M., Dernis, H., & Criscuolo, C. 2013. OECD Science, Technology and Industry Working Papers 2013/03 Measuring Patent Quality: Indicators of Technological and Economic Value. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*. <https://doi.org/10.1787/5k4522wkw1r8-en>.

Teece, D. 1986. Profiting from technological innovation: Implications for integration, collaboration, licensing and public policy. Research Paper.

Torrisi, S., Gambardella, A., Giuri, P., Harhoff, D., Hoisl, K., et al. 2016. Used, blocking and sleeping patents: Empirical evidence from a large-scale inventor survey. *Research Policy*, 45(7): 1374–1385.

Ziedonis, R. H. 2004. Don't fence me in: Fragmented markets for technology and the patent acquisition strategies of firms. *Management Science*, 50(6). <https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0208>.

Ziedonis, R. H., & Hall, B. H. 2001. The effects of strengthening patent rights on firms engaged in cumulative innovation: Insights from the semiconductor industry. *Advances in the Study of Entrepreneurship, Innovation, and Economic Growth*, 13. [https://doi.org/10.1016/s1048-4736\(01\)13007-9](https://doi.org/10.1016/s1048-4736(01)13007-9).

Partie 3 : Pratique brevets dans les technologies émergentes : le cas de l'intelligence artificielle.

Introduction :

L'évolution des technologies affecte le management des brevets comme le montre l'exemple des *Patent Thickets* dans les domaines complexes, ou des *Patent fences* dans les domaines discrets. On peut donc en déduire que face aux bouleversements technologiques que représente l'IA, les entreprises, les entreprises adaptent leur management des brevets. Les deux articles de cette partie sont dédiés à cette problématique en apportant des éléments de réponses à la dernière question de recherche de cette thèse :

➤ **QR 3 : Comment les entreprises adaptent elles le management de leur PI à l'émergence des nouvelles technologies ?**

Ces travaux sont issus de deux collaborations qui répondent à cette question en deux chapitres. Le premier est une collaboration interne à l'université Paris Saclay et porte sur le nouveau modèle que représentent les grandes plateformes internet. Il questionne le rôle du brevet en tant que vecteur de connaissance en fonction de la catégorie de déposant. Le second est issu d'une collaboration franco-allemande et s'intéresse à la problématique du développement de nouvelles technologies par l'IA dans le secteur agricole en fonction de l'origine technologique des déposants.

Chapitre 10. Platforms, AI and the spillover effect.

Ahmed Bounfour ³⁴, Alberto Nonnis ³⁴, Clément Sternberger ³⁴, Phuong Le ³⁴

Introduction

Developed worldwide countries are moving towards knowledge-based economies, with the role of knowledge and innovation as drivers of growth being increasingly important in production chains. In this context, a prominent part is played by platforms. This new business model is known to create value by favouring cooperation between different actors in the market and the way they are changing the diffusion of knowledge and the collaboration between firms are making platforms an engine of innovation (Gawer and Cusumano, 2007). At the same time, their implementation and management rely more and more on Artificial Intelligence (AI) technologies (Mucha and Seppala, 2020), making the two concepts – platforms and AI technologies – strongly interrelated and object of the interest of many researchers and practitioners.

The way knowledge is produced and diffuses between institutions is a phenomenon that has always attracted considerable interest among scholars. Many aspects are yet to be explored, especially with the advent of platforms and new technologies. Being knowledge by nature an elusive concept, the first issue is of course its measurement, a difficult task that scholars have faced so far using a variety of proxies, such as R&D investment and indicators based on patent publications. Another issue concerns how the knowledge created by countries, industries, firms, or other organisations diffuses and affects productivity of others, even when located far away from where the knowledge is originally produced. At the microeconomic level, the knowledge produced by large firms, SMEs and other public and private institutions is of course different and spreads in the production networks in different ways. Moreover,

³⁴ Université Paris-Saclay

not every sector in the economy benefits of knowledge in the same way.

In this study, we bridge the above concepts and focus on the Artificial Intelligence (AI) sector and on knowledge diffusion via platforms. We concentrate the attention of the diffusion of knowledge between different types of institutions, distinguishing not only between platforms, large firms, SMEs and universities. To this end, we use patent-based data and analyse a panel of worldwide firms that share the characteristic of having collaborated with platforms at least once in their life. We do so in order to restrict the analysis to those applicants that have a certain degree of capability in producing knowledge. The underlying idea is that connectedness between firms is essential to generate spillovers, therefore we assume that only those companies that collaborate with others are able to produce knowledge that can be exploited by others. The analysis considers the period 1990-2020 and includes a panel of 234 applicants, divided by type. Using both patent applications and publications, we build indicators for knowledge flows, knowledge stocks and knowledge spillovers, and we evaluate the effect of the latter ones on knowledge creation via negative binomial panel regressions.

The study is structured as follows. Section 2 describes knowledge diffusion between large firms, SMEs and platforms, while section 3 concentrates more specifically on the literature that uses patents for studying knowledge spillovers. The data used in the empirical analysis are presented in section 4 while the methodological issues are discussed in section 5. Section 6 illustrates the results and section 6 concludes.

Knowledge diffusion between large firms, SMEs and platforms

Collaborating and innovating firms are those that are more likely to survive the market (Belitski, 2019). The benefits of collaborations have been emphasised by many in the literature (Cassiman and Veugelers, 2006; Fleming and Sorenson, 2004; Garriga et al., 2013). Knowledge spillovers, defined as exchanges of knowledge that do not imply a financial compensation, are the main means through which collaborations produce beneficial effects

to firms. The benefits produced by these spillovers are generally uneven, as businesses of different size and organisational structure take advantage of the network of the exchanges in very different ways.

From the organisational point of view, a first distinction can be made between large firms and SMEs in the way they treat knowledge. Larger firms with considerable resources can deploy costly patent practices such as patent thickets in order to enhance the lock-in effect (Shapiro, 2000; Wang, 2007). On the other hand, SMEs face resource constraints that limit their ability to benefit from their innovation through intellectual property strategies (Holgersson and Granstrand, 2017). Regarding to manufacturing, distribution, marketing and extended R&D funding, SMEs may lack resources and capabilities that are crucial for transforming inventions into production technologies. Under their scarce resources, small and medium-sized businesses must find ways to achieve manufacturing economies of scale, in order to successfully market their goods and to provide appropriate support services, and this allows them to work with other organisations. In new areas, SMEs are versatile and more creative, but may lack capital and capabilities. Large companies may be less flexible, but they tend to have better capacity to conduct products or processes for inventions, and these resources act as complementary assets to lure SMEs to work collaboratively with them (Barney and Clark, 2007).

There are three key reasons for this. First, in the context of SMEs, collaborative work with large companies boosts the commercialisation of their products. Specifically, strategic alliances between SMEs and large companies are frequent in the biotechnology industry since R&D expenditure is high and SMEs have long commercialization cycles (Nestic et al., 2015; Shan et al., 1994). Second, through strategic R&D collaboration, each company obtains external information and knowledge resources (Laurie, 2002). Resource constraints restrict the capacity of SMEs to introduce new products and partnerships, illustrating why they have access to the necessary resources. Thirdly, collaborating with a SME from the viewpoint of a large company is a means of obtaining people who have the right combination of specialized

skills to make new products (Sawers et al., 2008). Small firms also allow large firms to supervise the advancement of new technologies and equipment, since this innovation gap in product innovations is narrowed by collaborative SMEs (Nieto and Santamaría, 2010).

While partnerships with large firms have also helped small and medium-sized enterprises, they may often oblige SMEs to share their technical competence with large firms, resulting in greater versatility for large firms, thus negating a substantial competitive advantage for SMEs. As a consequence, as SMEs acquire opportunities to partner for big corporations, they lose opportunities to compete with them (Narula, 2002). SMEs could also be needed to manufacture a cheap commodity that meets the lowest requirements of large corporations, thus slowing further innovation on the part of SMEs. An alternative model is a network that has been described as a particular form of relationship that links a series of individuals, objects or events (Nohria et al., 1992). Well-built and operated networks may give direct benefits to small and medium-sized businesses (Inkpen and Tsang, 2005), allowing them to decipher and assess relevant information flows, such as technological transition, sources of technical assistance, business needs and strategic choices by other enterprises, thus improving their competitive edge (Bougrain and Haudeville, 2002). In addition to successful co-development of innovation goods and services (Gulati, 1998), network members are influenced by the experience of each other, resulting in learning consequences for future innovation (Argote and Ingram, 2000). 3

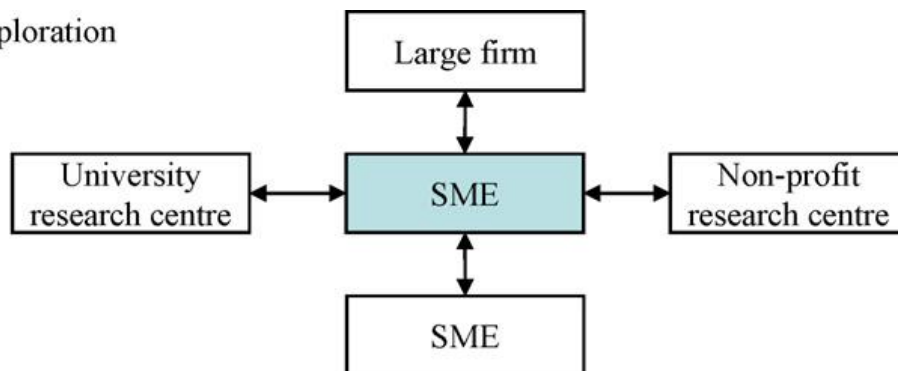
SMEs generally specialize in a particular area, and network participation can be an important means of effectively penetrating larger markets and gaining complementary capital and rising core competencies in order to increase their chances of engaging with their major rivals. The networking model of investing together to share risks and benefits will help SMEs grow more market opportunities, especially for start-ups.

Closer connections with larger firms can limit opportunities and alternatives for SMEs, and innovative SMEs are more likely to establish external networks with other SMEs or organizations, like universities and private research establishments (Rothwell, 1991), as

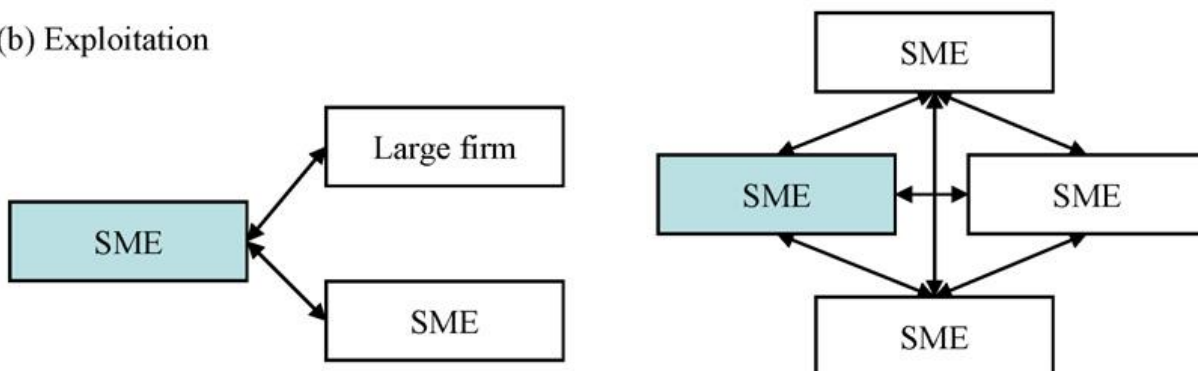
shown in Figure 1. SMEs are more likely to use external collaborations at the exploration stage so that they can focus on sustaining high levels of internal expertise in a small range of technology fields (Narula, 2004). At the same time, they display a preference for partnering with public research institutes and universities due to the extreme fear of providing competitors with their technology (Tidd and Trewhella, 1997). SMEs aim to build value at the exploitation level by entering into supplier-customer partnerships with big corporations (Luukkonen, 2005), outsourcing deals or strategic alliances with other SMEs. There is a rich literature on partner preference, partnership mechanisms, and the benefits and drawbacks of each form of collaboration, most of which deals with bi-lateral partnerships (Vanhaverbeke and Cloudt, 2005).

Figure 1. SMEs open innovation.

(a) Exploration



(b) Exploitation



Source: Lee et al. (2010)

In this context, the advent of platforms adds a further level of analysis. These are in fact large companies, but that do not follow the traditional production chain of normal companies.

Platforms are characterised by a high capability of connecting people, companies, technologies and resources, and are able to create value out of these connections (Täuscher and Laudien, 2018). They can profit from the network systems they create not only because they facilitate exchanges, but also because they can exploit strong economies of scales and use technologies to reduce marginal costs. Therefore, platforms not only should be differentiated from large firms, but also should be considered as central hubs where knowledge is created. In this context, a central role is played by digital technologies. In fact, in order to develop their networks, platforms are both major developers and final users of new technologies (Mucha and Seppala, 2020).

Patents and technological diffusion

In the literature that investigates innovation diffusion and collaborating network of firms, two main trends can be identified: the first attempts to visualize and map collaboration networks by means of co-citation clustering and patent bibliometrics techniques, while the second relies on patent data to examine the diffusion of knowledge between firms. Examples of the former are (2011), who present an overview of the evolution of patent co-citation network-based technology structure, and Wang et al. (2013), who, via co-citation cluster analysis, develop a model of knowledge-transfer analysis that allows them to map knowledge sources and technology fronts. A more econometric example is provided by Mingji and Ping (2014), who perform an empirical analysis in the nano-biopharmaceutical field of university-industry patent innovation collaboration. In addition to previously published literature in university-industry partnership, they suggest that small-world systems have a parabolic effect on patent innovation.

Our study relates more to the second strand of literature mentioned, which uses the number of citations and published patents to examine knowledge diffusion between firms. However, most of the works in this literature focus on knowledge diffusion between countries, regions or industries, while little research investigating the innovation diffusion between companies

of different size or different typology. Some exceptions are Globerman et al. (2000), who, using references in Swedish patent data, explore technology sourcing in Swedish multinational enterprises (MNEs) and non-multinational SMEs. Their findings suggest that trade contacts are essential for the acquisition of technology in SMEs, while they are less important in MNEs. Via a Bayesian network model, Lee et al. (2016) suggest a new partner selection method when a large organization evaluates SMEs as potential candidates for R&D collaboration. The paper points out a structured and analytical approach that can help forming successful relationships between large corporations and SMEs. Chen et al. (2018) explore instead the impact of technical diversity, information flow and capability on the success of industrial innovation. Information flow and knowledge capacity are found to be negatively moderating the effects of technical diversity on the performance of industrial innovation. Finally, the work that is closer to ours is the one of Kim et al. (2014), who distinguish between large firms and SMEs in a panel of Korean firms and study patent-based spillover effects on both knowledge creation and productivity growth. In a similar fashion, we use patents, co-patent and citations to explore knowledge creation in the AI sector between different types of businesses.

Data

We extracted data from the Derwent World Patent Index database, which offers enhanced patent data including disambiguated assignee identification which significantly contributes to improve our analysis at applicant scale. We collected data by employing the definition of AI patents resulting from the WIPO Technology Trends report on AI (WIPO, 2019). This comprehensive request designed by AI experts combines keywords associated with technological classifications and remains to our knowledge the best definition of AI patents. After extraction, this dataset is composed of 516 770 INPADOC families. Among those, we selected patents of 27 platforms¹ in this dataset and identified 207 applicants which applied at least for one patent in collaboration with one of those platforms. All AI patents from those platforms' collaborators were then added to the platform dataset. Overall, the dataset

includes 75 061 INPADOC families. Selecting platforms and their collaborators allows us to build a dataset composed of firms producing technologies of higher compatibility and consequently more likely to benefit each other through spillovers. In addition, using data extracted from Orbis and completed by hand, doing so makes it possible to classify applicants in this sample as either platforms (27), large firms (96), SMEs (85) or universities (26), and analyze spillover effects between those categories.

Table 1. Descriptive analysis of the dataset

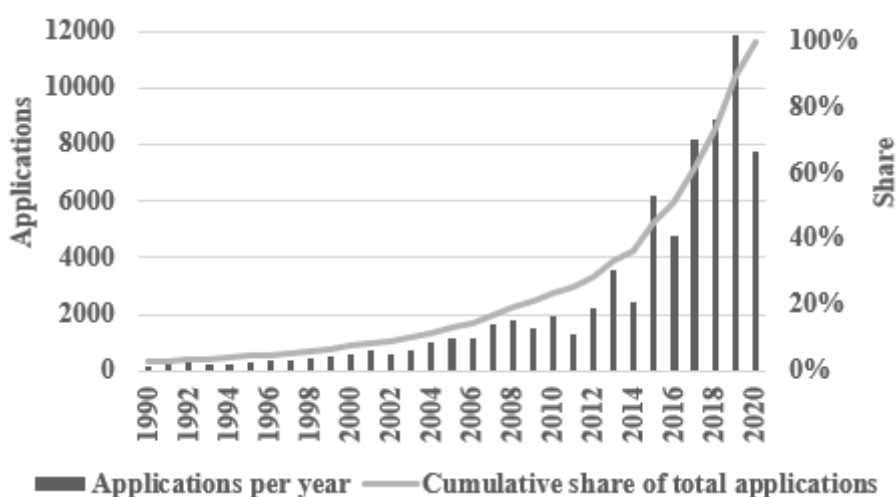
| | | Applications | Average forward citations per patent | Collaborative Patents |
|-------------|-----|--------------|--------------------------------------|-----------------------|
| University | 10% | 7539 | 6,37 | 13% |
| Large Firms | 45% | 34511 | 15,06 | 6% |
| Platform | 42% | 31638 | 15,76 | 4% |
| SME | 3% | 2543 | 28,64 | 17% |

Platforms and large firms AI portfolios are very similar and reflect patent practices of large firms. As expected, they applied for a considerably large number of patents and combinedly represent 87% of the dataset. On average, their patents receive a similar number of forward citations from latter patents. Compared to SMEs patents which receive, on average, nearly twice this number, platforms and large firms' patents seem to be of lower quality. Their portfolios are composed of high-quality patents protecting core technologies and defensive patents receiving a low number of citations which constitute patent thickets. On the other hand, SME, which do not possess resources to apply for numerous patents, focus their strategies around a few high-quality patents. In a consistent way, the share of collaborative patents (more than one assignee for the patent) is much lower for large firms and platforms, which reflects their appropriation strategies. University patents appear to be the less cited ones, which reflect previous results on academics versus non-academics patents and their average lower value (Lissoni and Montobbio, 2015).

Patent applications per year are extremely low before 1990 and only represent 3% of the dataset over 70 years, as shown in Figure 2. This is the reason why we restrict the analysis to the post-1990 period. Moreover, due to the 18-month patent examination, we decided to truncate our sample for the year 2020. Consequently, our dataset is windowed between 1990 and 2019 and includes 65 419 INPADOC Families.

Patent applications per year are extremely low before 1990 and only represent 3% of the dataset over 70 years, as shown in Figure 2. This is the reason why we restrict the analysis to the post-1990 period. Moreover, due to the 18-month patent examination, we decided to truncate our sample for the year 2020. Consequently, our dataset is windowed between 1990 and 2019 and includes 65 419 INPADOC Families.

Figure 2. Application per year and cumulative share of total applications over time



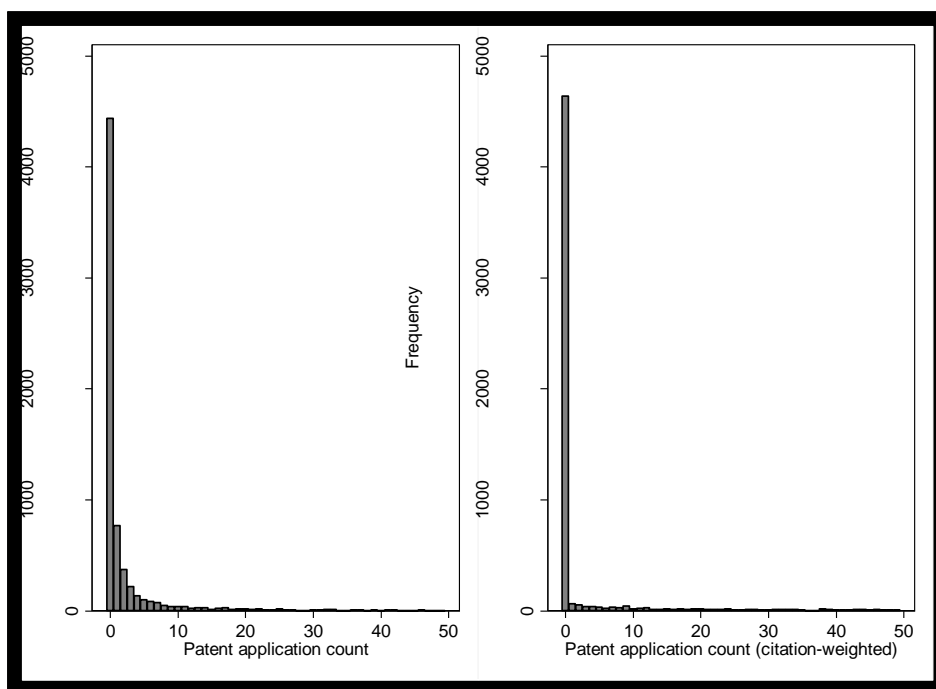
After restricting the analysis to those applicants that collaborated at least once with platforms, the final panel includes 234 applicants, observed for the period 1990-2019. For each applicant, we collect information on the total new patent applications and publications in each period, using both the simple count of patents and a count weighted by the number of citations. Then, we compute the stock of patents of each applicant as cumulative sum of their published patents from the early 1900, and the spillover measures with the method we explain in the next section. The descriptive statistics of the all variables used are presented in Table 2. In Figure 3, we show instead the frequency of the two main patent application variables: patent application count (left)

and patent application citation-weighted count (right). All variables are count variables with a high presence of zeroes and with a standard deviation much higher than their mean, indicating the presence of over dispersion in the data.

Table 2. Descriptive statistics

| | observations | mean | St. deviation | min | max |
|--|--------------|----------|------------------|-----|--------|
| Patent application count | 7020 | 9.474929 | 55.87053 | 0 | 1298 |
| Patent application count (citation-weighted) | 7020 | 158.6917 | 751.9135 | 0 | 19071 |
| Patent publication count | 7020 | 7.039886 | 46.60358 | 0 | 1588 |
| Patent publication count (citation-weighted) | 7020 | 155.0466 | 718.4262 | 0 | 14631 |
| Patent application count - stock | 7020 | 70.08832 | 342.4955 | 0 | 8985 |
| Patent application count (citation-weighted) - stock | 7020 | 2314.993 | 10123.9 | 0 | 161139 |
| Patent publication count - stock | 7020 | 46.67678 | 235.9122 | 0 | 6105 |
| Patent publication count (citation-weighted) - stock | 7020 | 1644.122 | 7928.969 | 0 | 157037 |

Figure 3. Patent count frequency histograms



Note. Observations greater than 50 have been cut to ease visualization

The model

- Spillover definition

We define spillovers as the sum of published patents by other firms, in which each firm's patents in the summation is weighted by a term that represents technological proximity with the firm that receives the spillover. In other words, the spillover term for each firm i at time t is the sum of all patents published by all the other firms:

$$Spillover_{it} = \sum_{i \neq j} m_{ij} P_{jt}^p \quad (1)$$

Where P_{jt}^p is the stock of published patents by firm j until time t , while the weight term m_{ij} represents the technological proximity between firms i and j , measured as in Jaffe (1986). Defining K technological classes, the technological proximity between firm i and j is:

$$m_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K P_{ik}^p P_{jk}^p}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (P_{ik}^p)^2 \sum_{k=1}^K (P_{jk}^p)^2}} \quad (2)$$

Where P_{ik}^p is the total stock of published patents³⁵ by firm i in category k and P_{jk}^p the total stock of published patents by firm j in category k . To compute the $N \times N$ matrix of technological proximity coefficients, we consider the 9 AI categories reported in Table 4.

Table 4. AI technological categories

| AI technological category |
|--|
| 1 Computer vision |
| 2 Control methods |
| 3 Distributed artificial intelligence |
| 4 Knowledge representation and reasoning |
| 5 Natural language processing |
| 6 Planning and scheduling |

³⁵ The stock of patents of each firms are computed as cumulative sum of all patents published by each firm from the early 1900 to 2020. We use the total stock of patents rather than new patents published as more representative of the technological category of a firm. In fact, there are many SMEs in our sample that in many years did not publish any patents, for which it would be difficult to identify the category if we used new patents published in each year.

- 7 Predictive analytics
 - 8 Robotics
 - 9 Speech processing
-

- *Econometric specification*

The main objective of the study is to assess the impact of patent-based knowledge spillovers on knowledge creation in the AI sector. To this end, a panel of 234 worldwide firms that collaborated at least once with platforms is used. The econometric model we estimate is the following:³⁶

$$\Delta P_{it}^a = \beta_0 + \beta_1 \Delta P_{it-1} + \beta_2 P_{it}^p + \beta_3 Spillover_{it-1} \quad (3)$$

Where i and t denote firm and time period, P^a patent application count and P^p published patent count. Therefore, we hypothesize that new knowledge created by firm i at time t depends on its own stock of knowledge and on spillovers of knowledge coming from other firms. The choice of one lag for the dependent variables reflects the assumption that it takes one year for knowledge to be absorbed and reflected in new patent applications. Moreover, for robustness, we also specify the model using citation-weighted measures of patent applications and publications, rather than the simple count.³⁷

We are also able to distinguish spillovers by type of applicant, identifying four categories: platforms, large companies, SMEs and universities. In formulas, equation (3) can be rewritten as:

³⁶ Given the difficulty of pairing non-harmonised firm names with other databases, we follow Kim et al. (2014) in ignoring possible controls variables and focusing on average relationships. We assume that the effect of controls is captured by the constant terms.

³⁷ In this case, also the Jaffe matrix of coefficients is re-computed using citation weighted measures rather than the simple count.

$$\beta_0 + \beta_1 \Delta P_{it-1} + \beta_2 P_{it}^p + \beta_3 Spillover_{it-1}^p + \beta_4 Spillover_{it-1}^l + \beta_5 Spillover_{it-1}^s + \beta_6 Spillover_{it-1}^u \quad (4)$$

Where the notations p , l , s and u denote respectively platforms, large companies, SMEs and universities. Therefore, for each type of applicant, the spillover is computed as the (weighted) sum of all patents published by all the institutions belonging to that category in that specific year. Moreover, equation (4) is estimated in four subsamples - one for each of the four categories - in order to assess the effect of each type of spillover on the knowledge creation of each category in turn.

The model is estimated via negative binomial regressions that, among the models advised for count data, is the one that suits better the characteristics of our data, which are, as shown in the data section, highly skewed and over dispersed.

Results

The output of the estimation of equation (3) equation (4) and is reported in Table 5. All models are estimated with the negative binomial regression method. In particular, columns (1) – (5) the variable used are based on the simple count of patents, while in columns (6) – (10), for robustness, the same

models are estimated using patent count weighted with citations. For simplicity, spillover coefficients appear in the same rows even if their computation in columns (1) – (5) and (6) – (10) differs. Single categories' spillovers have been included in separate regressions to avoid multicollinearity, as all spillover terms are highly correlated, as shown in Table 6.

The coefficient of the overall spillovers measure is positive and significant in both models (specifications 1 and 5), indicating a positive spillover effect on knowledge creation. In the remaining specifications, also the effect of large firms, SMEs and platforms' spillovers is positive, regardless of the dependent variable and method of count used.

Table 5. Main analysis results.

| Dependent variable: | patent application count | | | | | patent application weighted citations count | | | | |
|---|--------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|---|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
| Patent application count (lag) | 0.263*** (15.02) | 0.272*** (15.45) | 0.265*** (14.85) | 0.268*** (15.32) | 0.266*** (15.17) | | | | | |
| Patent publication stock | -0.0271*** (-3.66) | -0.0323*** (-4.53) | -0.0296*** (-3.97) | -0.0285*** (-3.98) | -0.0289*** (-3.98) | | | | | |
| Patent application weighted count (lag) | | | | | | 0.0250*** (24.11) | 0.0251*** (24.18) | 0.0251*** (24.13) | 0.0250*** (24.04) | 0.0250*** (24.05) |
| Patent publication stock (weighted count) | | | | | | 0.00137*** (9.88) | 0.00138*** (9.89) | 0.00137*** (9.85) | 0.00137*** (9.83) | 0.00137*** (9.79) |
| Overall spillover | 0.00329*** (3.75) | | | | | 0.0000632*** (3.03) | | | | |
| Spillover (SMEs) | | 0.0385*** (3.01) | | | | | 0.000725*** (2.63) | | | |
| Spillover (large) | | | 0.00458*** (2.89) | | | | | 0.000106** (2.53) | | |
| Spillover (universities) | | | | 0.0736*** (4.72) | | | | | 0.00131** (2.49) | |
| Spillover (platforms) | | | | | 0.00686*** (3.68) | | | | | 0.000125*** (2.98) |
| Constant | -1.970*** (-10.94) | -1.944*** (-10.81) | -1.969*** (-10.92) | -1.939*** (-10.78) | -1.953*** (-10.86) | -3.556*** (-19.12) | -3.554*** (-19.11) | -3.555*** (-19.12) | -3.556*** (-19.12) | -3.552*** (-19.10) |
| Year dummies | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| ln (r) | -0.336*** (-3.84) | -0.337*** (-3.84) | -0.338*** (-3.85) | -0.335*** (-3.82) | -0.337*** (-3.84) | -1.144*** (-13.69) | -1.143*** (-13.67) | -1.143*** (-13.67) | -1.144*** (-13.68) | -1.144*** (-13.68) |
| ln (s) | -0.444*** (-4.95) | -0.448*** (-5.00) | -0.447*** (-4.99) | -0.445*** (-4.97) | -0.446*** (-4.98) | 1.701*** (8.68) | 1.705*** (8.69) | 1.704*** (8.69) | 1.702*** (8.68) | 1.702*** (8.68) |
| Observations | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 | 6786 |
| Chi-squared | 2951.2 | 2928.3 | 2931.9 | 2968.8 | 2940.3 | 1646.5 | 1642.6 | 1643.1 | 1643.6 | 1643.9 |
| p-value | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Log-likelihood | -10029.9 | -10032.6 | -10032.9 | -10025.6 | -10030.2 | -18819.4 | -18820.6 | -18820.9 | -18821.0 | -18819.6 |

Notes: ***, **, and * indicate significance at 1, 5, and 10 percent, respectively. t statistics are reported in parentheses. The dependent variable is patent application count in columns (1) - (5) and patent application weighted citations count in (6) - (10). Spillovers are computed using stock of published patents, using patent count in columns (1) - (5) and patent citation weighted count (6) - (10). All explanatory variables' coefficients have been multiplied by 100 to ease readability. Chi-squared statistics and relative P-value show the significance of the models and compares it to a Poisson specification. In the negative binomial specifications, ln (r) and ln (s) are over-dispersion parameters.

It is interesting also to compare spillover elasticities. In the negative binomial model, coefficients can be directly interpreted as elasticities, even if data were not log transformed before the estimation. However, for the sake of readability, all explanatory variables' coefficients have been multiplied by 100, so that elasticities can be obtained dividing back by 100. Interestingly, Universities spillovers are those that have a bigger effect, followed by SMEs, while large firms and platforms spillovers have smaller coefficient magnitude. Results are also consistent when using the weighted count method rather than the simple count.

Table 6. Spillover correlations

| | SMEs | Large | Platforms | Universities |
|--------------|--------|--------|-----------|--------------|
| SMEs | 1 | | | |
| Large firms | 0.8175 | 1 | | |
| Platforms | 0.6681 | 0.9503 | 1 | |
| Universities | 0.7012 | 0.9575 | 0.9755 | 1 |

We now look at the effect of the single spillovers on singles categories of applicants. These are shown in Tables 7 to 10, which show, respectively, the effect of spillovers on large firms, SMEs, platforms and Universities. As before, in each table the first five columns refer to the models estimated using the simple patent count, while the last five use citation-weighted patent count. Large firms, shown in Table 7, are those that benefit from a wider range of spillovers, being all significant and positive, regardless of the source and the computation method used. Interestingly, the magnitude of the overall spillover coefficient is also rather similar to that of SMEs, shown in Table 8, even though when using citations, the latter ones are not significant. This may indicate that unlike large firms, SMEs seem to benefit from all publications, when large firms exclusively benefit from notable inventions. In Table 8, SMEs knowledge creation benefits of spillovers from large firms, platforms and universities, but do not benefit of their own spillover, suggesting that their technological survey is restricted to large players. The strongest effect comes from Universities, probably because of the higher bargaining power that SMEs have with Universities with respect to the other categories. The closer position of SMEs with Universities is also testified also by the fact that SMEs patents

are in general cited more by academic institutions. This can be seen as some kind of spillover effect, as for example many SMEs are often founded by professors or academic researchers. However, significance changes when using citations, but not the relative importance: SMEs spillovers are still the less important, being even significantly negative.

In Table 9 the platforms' subsample is shown. Interestingly, knowledge creation of platforms does not benefit from spillovers as the overall spillover, measured with the simple patent count even significantly negative. This effect seems to come from large firms, whose spillovers' coefficient is significantly negative too, while all the others are non-significant. When using citation-based measures those negative effects vanish, but still, none of the spillovers is significantly positive. We can explain this with the fact that platforms invest much internally, internalise much their knowledge and are ahead of the curve in terms of technology. They contribute considerably to the system in terms of knowledge but without absorbing as much from others. There may be also a knowledge leakage effect, of which large firm may benefit particularly, having the right organisation to do so. In fact, it seems reasonable that most of the knowledge platforms use is created internally, while the knowledge they obtain indirectly is negligible in comparison.

Finally, in Table 10 we show the Universities subsample. Here, Universities are also not much affected by spillovers, at least when using the simple count. A significant positive overall effect is instead found when weighting the measures with citations, which is something understandable being citations more frequent among academicians. In general, it is also reasonable that universities do not get much knowledge from other categories, being their knowledge produced internally and exchange mostly with other academic institutions.

Table 7. Regressions in the large firm's subsample

| Dependent variable: | patent application count | | | | | patent application weighted citations count | | | | |
|---|--------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|---|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
| Patent application count (lag) | 0.489*** (11.92) | 0.483*** (11.44) | 0.505*** (12.49) | 0.487*** (11.40) | 0.478*** (11.32) | | | | | |
| Patent publication stock | -0.0648*** (-4.93) | -0.0702*** (-5.29) | -0.0660*** (-5.15) | -0.0676*** (-5.06) | -0.0690*** (-5.11) | | | | | |
| Patent application weighted count (lag) | | | | | | 0.0298*** (13.53) | 0.0298*** (13.59) | 0.0300*** (13.65) | 0.0300*** (13.61) | 0.0299*** (13.50) |
| Patent publication stock (weighted count) | | | | | | 0.00262*** (7.25) | 0.00266*** (7.37) | 0.00260*** (7.21) | 0.00255*** (7.11) | 0.00252*** (7.12) |
| Overall spillover | 0.00471*** (3.90) | | | | | 0.0000770** (2.44) | | | | |
| Spillover (SMEs) | | 0.0513*** (2.78) | | | | | 0.00119*** (2.84) | | | |
| Spillover (large) | | | 0.00918*** (4.19) | | | | | 0.000137** (2.19) | | |
| Spillover (universities) | | | | 0.0894*** (4.22) | | | | | 0.00150* (1.91) | |
| Spillover (platforms) | | | | | 0.00671*** (2.60) | | | | | 0.000125** (2.05) |
| Constant | -1.647*** (-7.00) | -1.615*** (-6.87) | -1.663*** (-6.83) | -1.605*** (-6.83) | -1.620*** (-6.89) | -3.211*** (-13.23) | -3.212*** (-13.23) | -3.212*** (-13.23) | -3.211*** (-13.22) | -3.205*** (-13.20) |
| Year dummies | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| ln (r) | -0.273** (-2.03) | -0.280** (-2.08) | -0.270** (-2.01) | -0.275** (-2.05) | -0.282** (-2.10) | -1.105*** (-7.76) | -1.102*** (-7.71) | -1.106*** (-7.76) | -1.109*** (-7.80) | -1.110*** (-7.82) |
| ln (s) | -0.152 (-1.05) | -0.157 (-1.08) | -0.151 (-1.05) | -0.156 (-1.08) | -0.162 (-1.12) | 2.197*** (6.02) | 2.209*** (6.03) | 2.196*** (6.02) | 2.182*** (6.00) | 2.178*** (5.99) |
| Observations | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 | 2775 |
| Chi-squared | 1477.5 | 1453.3 | 1494.5 | 1477.3 | 1446.1 | 752.6 | 757.0 | 751.9 | 749.5 | 750.0 |
| p-value | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Log-likelihood | -4894.2 | -4898.2 | -4893.1 | -4892.9 | -4898.7 | -9184.4 | -9183.3 | -9185.0 | -9185.6 | -9185.3 |

Notes: ***, **, and * indicate significance at 1, 5, and 10 percent, respectively. t statistics are reported in parentheses. The dependent variable is patent application count in columns (1) - (5) and patent application weighted citations count in (6) - (10). Spillovers are computed using stock of published patents, using patent count in columns (1) - (5) and patent citation weighted count (6) - (10). All explanatory variables are considered in their first lag. All explanatory variables' coefficients have been multiplied by 100 to ease readability. Chi-squared statistics and relative P-value show the significance of the models and compares it to a Poisson specification. In the negative binomial specifications, ln (r) and ln (s) are over-dispersion parameters.

Table 8. Regressions in the SMEs subsample

| Dependent variable: | patent application count | | | | | patent application weighted citations count | | | | |
|---|--------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|---|-----------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
| Patent application count (lag) | 3.840*** (7.50) | 3.970*** (7.76) | 3.862*** (7.56) | 4.002*** (8.20) | 3.868*** (7.53) | | | | | |
| Patent publication stock | 0.0388 (0.47) | 0.0778 (0.95) | 0.0475 (0.58) | -0.0137 (-0.16) | 0.0500 (0.60) | | | | | |
| Patent application weighted count (lag) | | | | | | 0.133*** (14.24) | 0.135*** (14.38) | 0.116*** (11.09) | 0.115*** (11.08) | 0.132*** (14.27) |
| Patent publication stock (weighted count) | | | | | | 0.0360*** (20.61) | 0.0366*** (20.83) | 0.0330*** (14.88) | 0.0326*** (14.67) | 0.0357*** (20.58) |
| Overall spillover | 0.00482* (1.85) | | | | | -0.0000422 (-0.93) | | | | |
| Spillover (SMEs) | | 0.0186 (0.56) | | | | | -0.00107* (-1.79) | | | |
| Spillover (large) | | | 0.00804* (1.70) | | | | | -0.0000958 (-0.96) | | |
| Spillover (universities) | | | | 0.161*** (3.17) | | | | | -0.000473 (-0.37) | |
| Spillover (platforms) | | | | | 0.00966* (1.65) | | | | | -0.0000977 (-1.02) |
| Constant | -2.142*** (-4.23) | -2.109*** (-4.17) | -2.157*** (-4.26) | -2.076*** (-4.10) | -2.117*** (-4.19) | -5.098*** (-9.13) | -4.491*** (-10.86) | -4.638*** (-9.25) | -4.642*** (-9.26) | -5.865*** (-7.17) |
| Year dummies | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| In (r) | 0.647*** (3.72) | 0.654*** (3.76) | 0.647*** (3.71) | 0.655*** (3.75) | 0.652*** (3.74) | 7.571*** (65.32) | 12.02*** (103.94) | -0.251 (-1.07) | -0.259 (-1.11) | 13.48*** (115.69) |
| In (s) | -0.281* (-1.76) | -0.259 (-1.61) | -0.276* (-1.72) | -0.302* (-1.90) | -0.276* (-1.72) | 14.08 (.) | 18.52 (.) | 4.164*** (7.86) | 4.141*** (7.85) | 22.98 (.) |
| Observations | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 | 2436 |
| Chi-squared | 318.9 | 312.1 | 317.4 | 329.4 | 317.3 | 989.9 | 995.4 | 521.6 | 521.4 | 979.4 |
| p-value | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Log-likelihood | -1721.9 | -1723.6 | -1722.2 | -1717.9 | -1722.3 | -3418.5 | -3417.1 | -3401.0 | -3401.3 | -3420.7 |

Notes: ***, **, and * indicate significance at 1, 5, and 10 percent, respectively. t statistics are reported in parentheses. The dependent variable is patent application count in columns (1) - (5) and patent application weighted citations count in (6) - (10). Spillovers are computed using stock of published patents, using patent count in columns (1) - (5) and patent citation weighted count (6) - (10). All explanatory variables are considered in their first lag. All explanatory variables' coefficients have been multiplied by 100 to ease readability. Chi-squared statistics and relative P-value show the significance of the models and compares it to a Poisson specification. In the negative binomial specifications, In (r) and In (s) are over-dispersion parameters.

Table 9. Regressions in the platforms subsample

| Dependent variable: | patent application count | | | | | patent application weighted citations count | | | | |
|---|--------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|---|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
| Patent application count (lag) | 0.284*** (9.55) | 0.273*** (9.59) | 0.290*** (9.80) | 0.272*** (9.70) | 0.273*** (9.61) | | | | | |
| Patent publication stock | -0.0758*** (-5.03) | -0.0698*** (-4.74) | -0.0775*** (-5.35) | -0.0688*** (-4.77) | -0.0688*** (-4.66) | | | | | |
| Patent application weighted count (lag) | | | | | | 0.0224*** (12.39) | 0.0224*** (12.37) | 0.0224*** (12.39) | 0.0223*** (12.40) | 0.0224*** (12.38) |
| Patent publication stock (weighted count) | | | | | | 0.000170 (0.76) | 0.000155 (0.69) | 0.000170 (0.77) | 0.000183 (0.83) | 0.000165 (0.74) |
| Overall spillover | -0.00365** (-2.09) | | | | | 0.0000308 (0.62) | | | | |
| Spillover (SMEs) | | -0.0338 (-1.24) | | | | | -0.000124 (-0.19) | | | |
| Spillover (large) | | | -0.00901*** (-2.79) | | | | | 0.0000671 (0.69) | | |
| Spillover (universities) | | | | -0.0378 (-1.16) | | | | | 0.00156 (1.26) | |
| Spillover (platforms) | | | | | -0.00334 (-0.90) | | | | | 0.0000447 (0.46) |
| Constant | -2.800*** (-4.84) | -2.826*** (-4.89) | -2.776*** (-4.80) | -2.837*** (-4.91) | -2.828*** (-4.89) | -3.826*** (-6.62) | -3.820*** (-6.61) | -3.827*** (-6.63) | -3.833*** (-6.64) | -3.824*** (-6.62) |
| Year dummies | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| ln (r) | -0.832*** (-3.61) | -0.830*** (-3.60) | -0.833*** (-3.61) | -0.829*** (-3.60) | -0.828*** (-3.59) | -1.404*** (-6.38) | -1.408*** (-6.40) | -1.403*** (-6.38) | -1.401*** (-6.38) | -1.405*** (-6.39) |
| ln (s) | -0.346 (-1.23) | -0.336 (-1.19) | -0.350 (-1.25) | -0.331 (-1.17) | -0.333 (-1.18) | 1.144** (2.22) | 1.125** (2.18) | 1.146** (2.22) | 1.152** (2.24) | 1.137** (2.21) |
| Observations | 821 | 821 | 821 | 821 | 821 | 821 | 821 | 821 | 821 | 821 |
| Chi-squared | 1057.8 | 1051.8 | 1064.4 | 1052.0 | 1052.1 | 489.7 | 488.5 | 490.0 | 493.2 | 489.2 |
| p-value | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Log-likelihood | -1934.7 | -1935.9 | -1933.1 | -1936.0 | -1936.3 | -3338.7 | -3338.9 | -3338.6 | -3338.1 | -3338.8 |

Notes: ***, **, and * indicate significance at 1, 5, and 10 percent, respectively. t statistics are reported in parentheses. The dependent variable is patent application count in columns (1) - (5) and patent application weighted citations count in (6) - (10). Spillovers are computed using stock of published patents, using patent count in columns (1) - (5) and patent citation weighted count (6) - (10). All explanatory variables are considered in their first lag. All explanatory variables' coefficients have been multiplied by 100 to ease readability. Chi-squared statistics and relative P-value show the significance of the models and compares it to a Poisson specification. In the negative binomial specifications, ln (r) and ln (s) are over-dispersion parameters.

Table 10. Regressions in the universities subsample

| Dependent variable: | patent application count | | | | | patent application weighted citations count | | | | |
|---|--------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|---|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
| Patent application count (lag) | 1.487*** (7.26) | 1.497*** (7.31) | 1.494*** (7.28) | 1.500*** (7.33) | 1.487*** (7.25) | | | | | |
| Patent publication stock | -0.240** (-2.38) | -0.250** (-2.51) | -0.243** (-2.40) | -0.250** (-2.50) | -0.246** (-2.45) | | | | | |
| Patent application weighted count (lag) | | | | | | 0.546*** (10.17) | 0.794*** (6.28) | 0.784*** (6.16) | 0.784*** (6.16) | 0.788*** (6.26) |
| Patent publication stock (weighted count) | | | | | | -0.00562 (-0.94) | 0.0649*** (3.56) | 0.0652*** (3.56) | 0.0650*** (3.54) | 0.0648*** (3.54) |
| Overall spillover | -0.00203 (-1.49) | | | | | 0.00353*** (9.18) | | | | |
| Spillover (SMEs) | | -0.0289 (-1.19) | | | | | 0.00169 (1.18) | | | |
| Spillover (large) | | | -0.00445* (-1.76) | | | | | 0.000111 (0.51) | | |
| Spillover (universities) | | | | -0.0279 (-0.98) | | | | | 0.00140 (0.53) | |
| Spillover (platforms) | | | | | -0.00277 (-0.93) | | | | | 0.000201 (0.91) |
| Constant | -1.302*** (-3.16) | -1.319*** (-3.20) | -1.285*** (-3.11) | -1.326*** (-3.22) | -1.324*** (-3.21) | -29.18 (-0.00) | -0.293 (-0.30) | 0.180 (0.19) | 0.143 (0.14) | -0.144 (-0.14) |
| Year dummies | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| ln (r) | 0.164 (0.61) | 0.159 (0.59) | 0.166 (0.61) | 0.160 (0.59) | 0.160 (0.59) | -8.524*** (-6.45) | | | | |
| ln (s) | 0.0809 (0.30) | 0.0772 (0.28) | 0.0798 (0.29) | 0.0816 (0.30) | 0.0853 (0.31) | 12.00 (.) | | | | |
| ln (alpha) | | | | | | | 2.023*** (32.63) | 2.025*** (32.67) | 2.025*** (32.67) | 2.024*** (32.65) |
| Observations | 754 | 754 | 754 | 754 | 754 | 754 | 754 | 754 | 754 | 754 |
| Chi-squared | 1371.3 | 1362.4 | 1378.3 | 1359.7 | 1355.5 | . | 80.44 | 80.74 | 80.70 | 80.58 |
| p-value | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Log-likelihood | -1230.9 | -1231.3 | -1230.5 | -1231.5 | -1231.5 | -7246.5 | -2585.1 | -2585.6 | -2585.6 | -2585.4 |

Notes: ***, **, and * indicate significance at 1, 5, and 10 percent, respectively. t statistics are reported in parentheses. The dependent variable is patent application count in columns (1) - (5) and patent application weighted citations count in (6) - (10). Spillovers are computed using stock of published patents, using patent count in columns (1) - (5) and patent citation weighted count (6) - (10). All explanatory variables are considered in their first lag. All explanatory variables' coefficients have been multiplied by 100 to ease readability. Chi-squared statistics and relative P-value show the significance of the models and compares it to a Poisson specification. In the negative binomial specifications, ln (r) and ln (s) are over-dispersion parameters.

Conclusion

In this study, the phenomenon of knowledge creation in the artificial intelligence (AI) sector have been analysed. Because of the central role played by platforms in the development of new technologies such as AI, we concentrate our attention on applicants that collaborate with platforms, considering that collaborations create an essential link for the transmission of knowledge. Using patent data and a panel of 27 platforms and 207 worldwide applicants that share the characteristics of having collaborated at least once with platforms in their life, indicators of knowledge creation, knowledge stock and knowledge spillovers are constructed. Distinguishing applicants by institution type (platforms, large firms, SMEs and universities), the effect of different types of spillovers on each of the different categories' knowledge is studied via negative binomial regressions. We found evidence in favour of knowledge diffusion between firms in the whole sample, with important differences among categories. From one side, all types of spillovers (stemming from each category) are found to affect the overall knowledge creation in the sample. On the other hand, not every category benefits from these spillovers: large firms are found to be those that benefit more and from a greater number of spillovers, followed by SMEs, which take advantage of all types of spillovers but those produced by SMEs themselves. Instead, Universities receive very little benefits from spillovers in terms of knowledge creation, as most of the knowledge they create is transmitted internally. Interestingly, also platforms, despite being the main creators of knowledge in the AI sector, do not benefit of spillovers. They produce more knowledge internally than that they capture from other categories, as they mostly internalize their knowledge and what they obtain from others is compensated by some kind of leakage effect, with other companies that take advantage of the technologies they create.

References

- Argote, L., Ingram, P., 2000. Knowledge Transfer: A Basis for Competitive Advantage in Firms. *Organ. Behav. Hum. Decis. Process.* 82, 150–169. <https://doi.org/10.1006/obhd.2000.2893>
- Barney, J.B., Clark, D.N., 2007. Resource-based theory: Creating and sustaining competitive advantage. Oxford University Press on Demand.
- Belitski, M., 2019. Innovation in Schumpeterian-type firms: Knowledge collaboration or knowledge spillover? *Found. Trends Entrep.* 15, 368–390.
- Bougrain, F., Haudeville, B., 2002. Innovation, collaboration and SMEs internal research capacities. *Res. Policy* 31, 735–747. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(01\)00144-5](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(01)00144-5)
- Cassiman, B., Veugelers, R., 2006. In search of complementarity in innovation strategy: Internal R&D and external knowledge acquisition. *Manag. Sci.* 52, 68–82.
- Chen, C.-J., Lin, B.-W., Lin, J.-Y., Hsiao, Y.-C., 2018. Technological diversity, knowledge flow and capacity, and industrial innovation. *Technol. Anal. Strateg. Manag.* 30, 1365–1377. <https://doi.org/10.1080/09537325.2018.1472759>
- Fleming, L., Sorenson, O., 2004. Science as a map in technological search. *Strateg. Manag. J.* 25, 909–928.
- Garriga, H., Von Krogh, G., Spaeth, S., 2013. How constraints and knowledge impact open innovation. *Strateg. Manag. J.* 34, 1134–1144.
- Gawer, A., Cusumano, M., 2007. A strategy toolkit for platform leader wannabes, in: DRUID Summer Conference. pp. 1–33.
- Globerman, S., Kokko, A., Sjöholm, F., 2000. International Technology Diffusion: Evidence from Swedish Patent Data. *Kyklos* 53, 17–38. <https://doi.org/10.1111/1467-6435.00107>

- Gulati, R., 1998. Alliances and networks. *Strateg. Manag. J.* 19, 293–317.
- Holgersson, M., Granstrand, O., 2017. Patenting motives, technology strategies, and open innovation. *Manag. Decis.* 55, 1265–1284. <https://doi.org/10.1108/MD-04-2016-0233>
- Inkpen, A.C., Tsang, E.W.K., 2005. Social Capital, Networks, and Knowledge Transfer. *Acad. Manage. Rev.* 30, 146–165. <https://doi.org/10.5465/amr.2005.15281445>
- Jaffe, A., 1986. Technological Opportunity and Spillovers of R&D: Evidence from Firms' Patents, Profits and Market Value (No. w1815). National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA. <https://doi.org/10.3386/w1815>
- Kim, T., Maskus, K., Oh, K.-Y., 2014. Effects of Knowledge Spillovers on Knowledge Production and Productivity Growth in Korean Manufacturing Firms: Knowledge Spillovers and Knowledge Production in Korea. *Asian Econ. J.* 28, 63–79. <https://doi.org/10.1111/asej.12025>
- Laurie, D.L., 2002. *Venture catalyst: the five strategies for explosive corporate growth*. Basic Books.
- Lee, K., Park, I., Yoon, B., 2016. An Approach for R&D Partner Selection in Alliances between Large Companies, and Small and Medium Enterprises (SMEs): Application of Bayesian Network and Patent Analysis. *Sustainability* 8, 117. <https://doi.org/10.3390/su8020117>
- Lee, S., Park, G., Yoon, B., Park, J., 2010. Open innovation in SMEs—An intermediated network model. *Res. Policy* 39, 290–300. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2009.12.009>
- Lissoni, F., Montobbio, F., 2015. The Ownership of Academic Patents and Their Impact: Evidence from Five European Countries. *Rev. Économique* 66, 143. <https://doi.org/10.3917/reco.661.0143>
- Luukkonen, T., 2005. Variability in organisational forms of biotechnology firms. *Res. Policy* 34, 555–570. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2005.03.004>
- Mingji, J., Ping, Z., 2014. Research on the Patent Innovation Performance of University–

Industry Collaboration Based on Complex Network Analysis. *J. Bus.--Bus. Mark.* 21, 65–83. <https://doi.org/10.1080/1051712X.2014.903454>

Mucha, T., Seppala, T., 2020. Artificial Intelligence Platforms–A New Research Agenda for Digital Platform Economy.

Narula, R., 2004. R&D collaboration by SMEs: new opportunities and limitations in the face of globalisation. *Technovation* 24, 153–161. [https://doi.org/10.1016/S0166-4972\(02\)00045-7](https://doi.org/10.1016/S0166-4972(02)00045-7)

Narula, R., 2002. R&D collaboration by SMEs: some analytical issues and evidence. *Contract. FJ Contract. FJ Lorange P2002 Coop. Strateg. Alliances Emerald Group Publ.* 439–460.

Nestic, S., Stefanovic, M., Djordjevic, A., Arsovski, S., Tadic, D., 2015. A model of the assessment and optimisation of production process quality using the fuzzy sets and genetic algorithm approach. *Eur. J Ind. Eng.* 9, 77. <https://doi.org/10.1504/EJIE.2015.067453>

Nieto, M.J., Santamaría, L., 2010. Technological collaboration: Bridging the innovation gap between small and large firms. *J. Small Bus. Manag.* 48, 44–69.

Nohria, N., Eccles, R.G., Press, H.B., 1992. *Networks and organizations: Structure, form, and action.* Harvard Business School Press Boston.

Rothwell, R., 1991. External networking and innovation in small and medium-sized manufacturing firms in Europe. *Technovation* 11, 93–112. [https://doi.org/10.1016/0166-4972\(91\)90040-B](https://doi.org/10.1016/0166-4972(91)90040-B)

Sawers, J.L., Pretorius, M.W., Oerlemans, L.A.G., 2008. Safeguarding SMEs dynamic capabilities in technology innovative SME-large company partnerships in South Africa. *Technovation* 28, 171–182. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2007.09.002>

Shan, W., Walker, G., Kogut, B., 1994. Interfirm cooperation and startup innovation in the biotechnology industry. *Strateg. Manag. J.* 15, 387–394.

<https://doi.org/10.1002/smj.4250150505>

Shapiro, C., 2000. Navigating the Patent Thicket: Cross Licenses, Patent Pools, and Standard Setting 32.

Täuscher, K., Laudien, S.M., 2018. Understanding platform business models: A mixed methods study of marketplaces. *Eur. Manag. J.* 36, 319–329.

Tidd, J., Trewhella, M.J., 1997. Organizational and technological antecedents for knowledge acquisition and learning. *RD Manag.* 27, 359–375.

Vanhaverbeke, W., Cloudt, M., 2005. Chapter 13 Open innovation in value networks 45.

Wang, S.-J., 2007. Factors to evaluate a patent in addition to citations. *Scientometrics* 71, 509–522. <https://doi.org/10.1007/s11192-007-1698-8>

Wang, X., Zhang, X., Xu, S., 2011. Patent co-citation networks of Fortune 500 companies. *Scientometrics* 88, 761–770.

Wang, X., Zhao, Y., Liu, R., Zhang, J., 2013. Knowledge-transfer analysis based on co-citation clustering. *Scientometrics* 97, 859–869. <https://doi.org/10.1007/s11192-013-1077-6>

WIPO, 2019. WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence. Geneva World Intellectual Prop. Organ.

Appendix A: list of platforms

| Platform | Patent families |
|------------------|-----------------|
| IBM | 5989 |
| Microsoft | 4079 |
| Baidu | 3535 |
| Tencent Holdings | 3433 |

| | |
|---------------|------|
| Google | 2663 |
| Intel | 1751 |
| Alibaba Group | 1525 |
| Amazon | 1122 |
| Apple | 957 |
| Facebook | 440 |
| Oracle | 398 |
| Uber | 174 |
| eBay | 157 |
| Salesforce | 140 |
| Rakuten | 123 |
| PayPal | 95 |
| Twitter | 44 |
| Linkedin | 31 |
| Netflix | 23 |
| JD.com | 19 |
| Square, Inc. | 11 |
| Workday | 7 |

Chapitre 11. Creative AI-based inventions: How incumbents strategically renew their invention portfolios through AI technologies.

Michael Wustmans³⁸, Quentin Plantec³⁹, Anna Waßenhoven^{38,40}, Clement Sternberger^{41,42,43}, Mei Yun Lai⁴⁴, Stefanie Bröring³⁸

Abstract

Artificial Intelligence (AI) is often considered a general-purpose technology with the potential for disruption in most existing markets. When facing substantial technological disruption, companies are confronted with many challenges to develop new products, an activity critical to ensure companies' survival. Overcoming those challenges lies with companies' capacity to strategically renew their resources and remain competitive in their market. However, while prior research explored how incumbents use AI to increase efficiency (e.g., in the innovation process), little is known about to what extent companies implement AI in their technology and new product portfolio. Hence, to cope with this research gap, we adopt a strategic renewal perspective and conceptualize a new taxonomy of three different types of AI-based inventions. Creative AI-based inventions focus on implementing AI technologies that serve new-to-the-company applications and open up new technological paths. Follow-up creative AI-based inventions indicate the company's efforts in following the

³⁸ University of Bonn, Institute for Food and Resource Economics, Chair for Technology, Innovation Management and Entrepreneurship, Bonn, Germany.

³⁹ Toulouse School of Management, Strategy & Innovation Department, Toulouse Capitole University, Toulouse, France

⁴⁰ Bioeconomy Science Center (BioSC), Forschungszentrum Jülich, 52428 Jülich, Germany.

⁴¹ Université Paris-Saclay, RITM, Faculté Jean Monnet, Sceaux, France

⁴² Institut National de la Propriété Industrielle, Courbevoie, France

⁴³ ENSTA Paris, Institut Polytechnique de Paris, UEA, Palaiseau, France

⁴⁴ University of Bremen, Institute of Project Management and Innovation, Bremen, Germany

newly created technological path. Low AI-based inventions specify the usage of AI to extend the existing technology portfolio without disrupting the current business of the company. By drawing upon the agricultural playing field, we developed techniques by means of patent data of the 16 most active companies (>14,400 unique agricultural patent families) to empirically test our taxonomy and evaluate the performance of each type for companies' strategic renewal endeavors using negative binomial regression. Our findings contribute to the strategic renewal literature by elucidating the role of AI for companies to renew their invention portfolio and enabling them to open new innovative paths and develop new business. Contrary to existing literature on strategic renewal, our data shows that local companies from within the playing field perform better when exploring new paths with creative AI-based inventions and follow-up on such path, compared to outside companies.

Introduction

Artificial Intelligence has the potential for changing the ways companies develop new products (Verganti, Vendraminelli, and Iansiti, 2020; Gregory, Henfridsson, Kaganer, and Kyriakou, 2021; Tong, Jia, Luo, and Fang, 2021), or create and capture value (Bradley, & O'Toole, 2016). Driven by the ongoing digital transformation, the application of AI already brought about fundamental changes and blurred traditional companies' boundaries along the value chains in various markets (Appio, Frattini, Petruzzelli, and Neirotti, 2021; Marion and Fixson, 2021) Majumdar et al., 2018. While it opens doors to new entrants and increases competition in the existing business, incumbent companies have opportunities to use AI as a resource to strategically renew their innovation portfolio in order to maintain their status quo, and to generate new revenue streams outside of their core competences (Cockburn, Henderson, and Stern, 2018; Verganti et al., 2020; Gregory et al., 2021).

From a business perspective, it has been observed that companies largely vary in the ways they are affected by AI, notably depending on their industrial sector (Felten & al., 2021), and how they are embracing it (Ransbotham et al., 2020). Especially incumbent companies that

are willing to be engaged in the development of AI-based technologies face new business and organizational opportunities. For example, based on AI technologies, companies can increase production efficiency (Cockburn et al., 2018; Tong et al., 2021), or use AI as a rather disruptive force to extend the company's as well as market's technology and product portfolio (new-to-the-company and new-to-the-market) (Appio et al., 2021; Verganti et al., 2020) Rana et al., 2017. But those opportunities depend not only on the industry specifics (*i.e.*, highly turbulent or rather stable environment) but even more so on the general capacity of incumbents to ensure adaptability and survival (Raj & Seamans, 2019), while responses to technological changes are mainly heterogeneous among the incumbent companies (Eggers and Park, 2018).

However, certain gaps in literature still limit our understanding of companies attempts to implement AI in their existing technology portfolio or in new (product) innovations, and how companies approach the accompanied challenges of digital transformation (e.g., Von Krogh, 2018; Keding, 2021).

From a digital transformation perspective, companies are challenged on several levels as digital technologies need to be integrated in existing company structures as well as implemented within a company's product (or invention) portfolio. Still, little is known about how companies manage these processes (Smith & Beretta, 2020). Existing literature rarely focusses on how companies adapt to the digital transformation by implementing digitalised technologies, such as AI, in the end-product. Instead, studies investigate the impact of digital transformation on industries and interconnectedness of companies, how firms organise their internal structures within the digital transformation as well as the underlying micro-foundations in companies (Appio et al., 2021; Lanzolla, Pesce, and Tucci, 2021). Here, existing research mainly focusses on improving the process of new product development in a digitalised world. Studies highlight that digital (or data-driven) tools, especially AI, help companies to overcome limitations within the human-intensive innovation processes, and

enable a more user-centred, creative and efficient new product development (Verganti et al., 2020) Park et al., 2021. The implementation of digital tools seems to improve the overall innovation process by increasing efficiency, supporting individual innovators and strengthening the importance of knowledge management (Marion and Fixson, 2021). Further, the use of digital technologies for means of communication increases the company's knowledge about market and customer needs as information exchange with internal and external stakeholders is simplified (Kroh et al., 2018). With respect to implementing digitalised technologies in a company's product portfolio, Ceipek, Hautz, Massis, Matzler, and Ardito (2021) show that (family-managed) companies tend to use exploratory digital innovations, in this case IoT innovations, less and increasingly implement exploitative innovations closer to their existing knowledge base due to risk reduction.

While previous literature has shown how companies use AI technologies to increase efficiency, *e.g.*, in new product development (Iansiti M., 2020; Lanzolla et al., 2021), little is known about the question, if and how companies actively use AI technologies to implement new features within existing or new products that serve new needs or allows entering new market segments (Verganti et al., 2020). Rather, it has been shown that when companies (especially incumbent companies) face huge technological disruption, they may face difficulties to develop new product features. Indeed, companies do not have necessarily customers' incentives to use disrupting technologies that would serve new needs (Bower & Christensen, 1995), or new products made with the disrupting technology might be initially unable to serve those previous needs (Adner, 2002; Christensen, 2013). Incumbent companies might also face cognitive lock-in due to their long history and resulting roots in a specific industry when proposing new product features (Kaplan and Tripsas, 2008; Thrane, Blaabjerg, and Møller, 2010). In addition, companies may lack complementary assets that would allow them to develop and introduce new products based on the disrupting technology (Cattani, 2006; Teece, 2000).

Overcoming those issues is nevertheless critical for companies to favour “avianisation”, *i.e.*, their capacity to strategically renew their resources and remain competitive in their market (Roy, Lampert, and Stoyneva, 2018; Agarwal and Helfat, 2009; Schmitt, Raisch, and Volberda, 2018) Tuncdogan et al., 2019. Therefore, our research is guided by the question “How do different companies strategically renew their invention portfolios by implementing AI technologies (for the agricultural playing field)?”.

To investigate how companies implement AI in their inventions for strategic renewal purposes and to close the research gaps, we analyse one of the oldest industries that is currently affected by the ongoing digital transformation, and thus, facing disruptions from AI technologies; the agricultural industry. The agricultural industry has already faced many technological disruption phases since its existence in the human civilisation – from Neolithic stone farming tools (material driven transformation), to wind pump irrigation (energy driven transformation) and till today, artificial intelligence products and digital services (data driven transformation). In agriculture, AI is used for, *inter alia*, automation purposes (Jha, Doshi, Patel, and Shah, 2019), decision support systems (Smith, 2020), crop yield prediction (Dahikar, 2014), and the reduction or better usage of resources, such as in pest and disease management (Bannerjee et al., 2018). Hence, AI technologies can help to solve some of the grand challenges that the agricultural industry is currently facing, such as climate change, plant health and protection, as well as biodiversity or a growing world population that requires more efficient production (Acatech, 2020; National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine, 2019; FAO, 2009; Ryan et al., 2018; Vinuesa et al., 2020).

For the purpose of this study, first, based on a review of companies’ patent portfolios in agribusiness, we distinguish between different types of AI-based inventions. In particular, we focus on AI inventions which serve new-to-the-company applications, called *creative AI-based invention*. We call company's efforts in following the newly created technological path *follow-up creative AI-based inventions*. The usage of AI to extend the existing technology

portfolio without disrupting the current business of the company is specified as *low AI-based invention*. Second, we review how different sorts of companies, *i.e.*, local and outside companies, approach creative AI-based inventions to improve and extend their existing invention portfolio and, based on negative binomial regression, we evaluate the performance of each type for companies' strategic renewal endeavours.

- *AI-based inventions for strategic renewal*

The strategies companies follow to adopt and exploit AI technologies vary, as different types of AI technologies disrupt most industries (Ransbotham et al., 2020). The advances in AI technologies trigger incumbents in a given industry to renew their organisation and processes so that they can realign themselves to the new, digitalised environment, while new entrants benefit from AI technologies and gain opportunities to displace existing incumbents. Hence, we investigate different typologies of AI-based inventions through the lens of strategic renewal (Agarwal and Helfat, 2009; Crossan and Berdrow, 2003).

Strategic renewal can be understood as the refreshment and replacement of organisational attributes which determine the long-term growth and survival of a business (Agarwal and Helfat, 2009; Roy et al., 2018; Schmitt et al., 2018) exposed to dynamic environment (Teece, 2007) Helfat & Winter, 2011. Strategic renewal also constitutes "the activities a firm undertake to alter its path dependence" (Volberda et al., 2001, p. 160). In particular, strategic renewal implies a transformation of companies' capabilities related to their competitive advantage, and is essential to ensure company long-term survival (Schmitt et al., 2018). To do so, companies adopt distinct practices and trajectories (Kwee et al., 2011).

In Agarwal and Helfat's (2009) strategic renewal perspective, companies can address internal changes of their organization by both discontinuous transformation and incremental strategic renewal. The latter type of strategic renewal enables companies to proactively refresh their business models to cope with constant changes in the environment of a given industry. A proactive incremental renewal can be, *e.g.*, the experimentation at early stages

with AI-driven business models, or through corporate venturing and incremental technological alteration to core products or other inventions. Companies aiming at accessing a closer knowledge rely on more exploitative innovation (Crossan and Berdrow, 2003) Fleming, 2001.

We attempt to contribute to a greater understanding of how companies address changes through either discontinuous transformation or incremental strategic renewal, by distinguishing between different types of AI-based inventions.

- *Typology of AI-based inventions*

In general, AI technologies are regarded as “learning system(s); that is, machines that can become better at a task typically performed by humans with limited or no human intervention” (WIPO, 2019, p. 19). In this sense, AI technologies can be defined as a discipline of computer sciences that study and design computer systems with some forms of “intelligence” (Patterson, 1990, p. 2), such as learning new concepts and tasks, understanding languages or actions in a visual scene, which typically required human types of intelligence. Like humans, they can apply rules and learn by acquiring data and information (Russel & Novig, 2002).

Due to the wide range of tasks that AI technologies can perform, they are of great importance for digitalisation in modern economies, *i.e.*, they are considered cheaper, faster, and more reliable than humans (Castelli et al., 2016, Manyika et al., 2017). It is said that AI has the potential to increase the efficiency of the global economy (Cockburn et al., 2018), that AI is considered as one of the most disruptive forces in technology for the coming decades (Rana et al., 2017), and that AI is a significant driving force in new product development (Verganti et al., 2020). Hence, today, AI is discussed as a general-purpose technology – such as the steam engine or computer had been at their origins – with the potential to affect almost every industry (Klinger, Mateos-Garcia, and Stathoulopoulos, 2018) (Bresnahan & Trajtenberg, 1995; Brynjolfsson & McAfee, 2017). It is even sometimes referred

to as the fourth industrial revolution (Schwab & Davis, 2018). However, AI technologies are still in their infancy and the effective use of a general-purpose technology such as AI requires “additional innovation, both in terms of technology directly and in terms of the development of new business practices” (Goldfarb et al., 2020, p. 1), which strengthen the need for additional research on how firms in various industries rely on AI for innovation and the development of new products.

Literature discusses how AI technologies are changing companies’ management practices (Schneider & Leyer, 2019), their innovation processes (Cockburn et al., 2018), but also their businesses and strategies (Iansiti M., 2020), and how companies create and capture value (Bradley & O’Toole, 2016). However, companies may extensively differ regarding how they rely on AI technologies (Cennamo et al., 2020). Lanzolla et al. (2021) highlighted that digital technologies, such as AI, have “no magical effects on creativity and innovation” (Lanzolla et al., 2021, p. 1): the ways companies combine AI technologies with new external knowledge depend on strategy and management. In particular, the digital transformations required to favour the development of a new successful product with AI technologies are not always efficiently managed due to a lack of adoption or required human resources (Boland et al., 2007; Vuori & Huy, 2016). One remaining issue is then to understand in more depth what kind of AI technologies are implemented in companies’ new product development processes. Indeed, many studies discuss how AI technologies influence automation (*e.g.*, Arntz et al., 2017). In that perspective, AI technologies are viewed as means to replace human workers and gain efficiency (Frey & Osborne, 2017), which implies developing products to perform similar tasks than before but at lower costs or in a more efficient manner. For example, AI in the long-term helps to overcome shortfalls of labour force for a resilient and secure food system (Patterson, 1990; Rana et al., 2017; Vinuesa et al., 2020). However, to look at how companies can implement AI technologies to develop new businesses, we need to investigate how companies rely on AI technologies for new product (or process) development.

To differentiate how companies rely on AI for new product development, we explore pre-existing concepts in the AI literature in computer sciences: the difference between weak AI and strong AI, which also became popular in press (*e.g.*, Forbes, 2019, Frankish & Ramsey, 2014).

Initially, Searle (1980) proposed the distinction between strong and weak AI, reflecting on the psychological and philosophical significance of attempts to simulate human cognitive capacities with computers. The difference between weak and strong AI lies in computers' capability to "think" similarly to what a human brain can do. Indeed, "[in strong AI] the appropriately programmed computer really is a mind, in the sense that computers given the right programs can be literally said to understand and have other cognitive states" (Searle, 1980, p. 417). Nevertheless, to date, AI's capabilities to be indistinguishable from human behaviour or capable of simulating human reasoning are more debate for AI engineers and AI philosophers than a reality in business. Conversely, weak AI does and can lead to significant changes in our modern economies (Iansiti & Lakhani, 2020). In management science, weak AI is defined as "computer systems [which] perform tasks that were traditionally performed by human beings" (Iansiti & Lakhani, 2020, p. 8). Weak AI describes adequately how robots or algorithms sustain automation and can substitute some human activities by reproducing basic or repetitive human tasks at a higher speed or in a more robust manner with impact on productivity and production costs (*e.g.*, Agrawal et al., 2017, Levy, 2018). Examples include autonomous vehicles that perform harvesting tasks previously held by humans.

Nevertheless, AI-based inventions do not seem to always just substitute what human workers do or did in a given company. AI technologies can be leveraged to create entirely new businesses or tasks without considering that AI would have a "mind" per se. For example, recent advances in AI technologies sustain the development of unmanned aerial vehicles (UAV), *i.e.*, drones, for land analysis, or the usage of remote sensing in agriculture for crop

monitoring that constitute completely new businesses in the agriculture industry (OECD, 2019). Accordingly, we conceptualise creative AI-based inventions as inventions in which AI technologies (robotics, deep learning, etc.) are leveraged to design artefacts that perform entirely new tasks beyond the dominant design of a given technological landscape (or the technological landscape of a given company). It seems that in creative AI-based inventions, companies are able to overcome cognitive lock-in (Kaplan and Tripsas, 2008; Thrane et al., 2010) regarding the set of functions and tasks that were usually performed by a class of artefact, to favour the design of a new range of possibilities that were not served before. To stick to examples of the agricultural industry, it can be using drones to identify areas with potential problems such as low yield areas, pest or diseases (Jarman et al., 2016), edge-of-field monitoring devices to control for runoff water quality (Harmel et al., 2018), software for data visualisation to monitor operations on a given farm (OECD, 2019), or using data to ensure tracking and quality of harvests (Jouanjean, 2019). In terms of inventive process, we provide the following definitions:

- **Creative AI-based invention:** An invention that relies on (weak) AI technologies and performs new functions in terms of application domains than previous inventions from a given company.

Our formulation of creative AI-based inventions echoes organizational learning in the context of AI. In this perspective, AI is used to search for new knowledge (see e.g. Lanzolla et al., 2021, for a review). Indeed, it is possible that the inventor of a creative AI-based invention needs to access distant knowledge to design the new artefact. Nevertheless, our focus is on the novelty of the invention itself and its characteristics from a competitive perspective rather than the process of how knowledge is mobilised to design such an invention. Contrary, for the purpose of this study we define the usage of AI to extend the existing technology portfolio without disrupting the current business of the company as follows:

- **Low AI-based invention:** An invention that relies on AI technologies and performs functions in terms of application domains similar to previous inventions from a given company.

Through this typology of AI-based inventions, we can distinguish between different manners for companies to rely on AI in their inventive process. We can therefore explore implications for companies' innovation strategies and to do so, we rely on strategic renewal theory.

Hypothesis development

By distinguishing between various AI-based inventions, it is possible to investigate different ways used by both, local and outside companies in the playing field, to strategically renew their invention portfolio (*i.e.*, every invention developed by the firm and which remains at his disposal). On the one hand, the implementation of incremental renewal attempts helps to routinize organizational behaviour (Martens, Matthysens, and Vandembemt, 2012). In this article, the implementation of AI in inventions that not disrupting the company's business (*i.e.*, regarding the existing invention portfolio), is called low AI-based invention. On the other hand, companies undergo discontinuous transformation, especially when their profits are dominated by maturing or declined business, or threatened by major changes in technology and consumer behaviour. The discontinuous transformation types of strategic renewal attempts are set of practices involving AI's application to replace important parts, such as value chain approach, organisational culture refreshment, or continuous process of using AI technologies to alter companies' competences (Warner & Wäger, 2019). Thus, to access more distant knowledge companies rely more extensively on explorative innovation (Crossan and Berdrow, 2003) Fleming, 2001). Therefore, it echoes our conceptualisation of creative AI-based inventions which correspond to the implementation of AI technologies to create new business opportunities for the company.

Moreover, we use the term follow-up creative AI-based invention if the company follows a

technological path that they created through creative AI-based inventions. Once new fields are entered, accelerated patterns might be observed as companies tend to enter new fields faster with each successive entry (Blomkvist et al., 2010). Therefore, for creative and follow-up creative inventions we argue:

H1a: Discontinuous renewal strategies with AI (i.e. creative AI) have stronger impact on future inventions than incremental renewal efforts (i.e. low AI).

H1b: Following discontinuous renewal strategies (i.e. follow-up creative AI) have stronger impact on future inventions than the first attempt in discontinuous renewal strategies (i.e. creative AI).

Further, the implementation of new technologies as well as the interaction of multiple actors does influence the action of other actors, and thus, shapes the evolution of new technologies within a certain playing field (Kaplan and Tripsas, 2008). Taking a closer look at the origin of new technologies within a playing field, it can be observed that, although some are radical for the new playing field, most have been previously incrementally developed in other contexts (Tripsas, 2008). More than that, local companies are challenged by new entrants (*i.e.*, outside companies) that already operate in other playing fields and aim to develop new products in existing playing fields to diversify their activities. In consequences, local companies are challenged by new entrants and struggle implementing disruptive innovations through discontinuous renewal strategies as they continue to build on their existing technological base and fail to connect them to evolving innovations (Bergek, Berggren, Magnusson, and Hobday, 2013). Hence, as incumbents, *i.e.*, local companies, intensively reflect on possibly path-breaking innovations, their discontinuous renewal efforts differ to those of new entrants, *i.e.*, outside companies, (Thrane et al., 2010) and thus, the companies' origin may influence its strategic renewal efforts (Blomkvist et al., 2010). It seems that local companies aim to exploit their existing routines and resources in order to maintain their position (Flier et al., 2003). Therefore, we hypothesize:

H2a: Incremental renewal strategies of local companies established in the playing field have stronger impact on future inventions than incremental renewal strategies of outside companies.

H2b: Discontinuous renewal strategies of outside companies have stronger impact on future inventions than discontinuous renewal strategies of local companies.

Data and Methodology

In order to assess strategic renewal strategies of local and outside companies from the agricultural playing field, we follow a six-stage approach. First, we extract patent data regarding the WIPO definition of AI-based inventions in the agricultural industry (definition is discussed in the data section below) (WIPO, 2019). At this stage, we identified 8,483 INPADOC patent families. Second, in this sample, we select companies filing more than 20 patent families since 2000, leading to 16 companies, in order to analyse AI-based inventions of companies active in the agricultural playing field. Since we adopted a focus on firms' strategic renewal, we excluded universities from our sample. Those selected companies decrease our sample of AI agricultural inventions to 813 unique patent families. Third, we complement our dataset with the entire patent portfolio of the selected companies related to agriculture (14,412 unique patent families). Adding non-AI patents allows us to cluster each invention regarding the different types of AI-based inventions (Table 1). We then excluded patents published before 2000, reducing our sample to its final size of 7,891 unique patents. Fourth, based on their industry classification using the Standard Industrial Classification (SIC)⁴⁵ codes, we cluster selected companies into three industries: agriculture, machinery and electronics. Lastly, we measure the performance using a negative binomial regression model in order to analyse the strategic renewal of selected companies.

⁴⁵ Standard Industrial Classification (SIC) is a system to describe primary business activity of firms and classify them based on their industries. We focus on the classifications related to the industries of agriculture, machinery and electronics, to identify the core capabilities of individual firms in the agricultural playing field.

Table 1: AI-based inventions for the agricultural playing field from companies from different industry classifications

| Industry | Firms | AI Families | Non-AI Families | Total per industry (including duplicates) |
|--|-------|-------------|-----------------|--|
| Agriculture | 6 | 390 | 4,176 | 4,566 |
| Machinery | 5 | 287 | 2,314 | 2,601 |
| Electronics | 5 | 162 | 600 | 762 |
| Total (including duplicates) | 16 | 839 | 7,090 | |
| Total (unique families ⁴⁶) | 16 | 813 | 7,078 | |

- *Data*

In literature of economics and management, patent data and patent behaviour of companies are widely recognized as a suitable indicator for inventions and technological capabilities (Curran, Bröring, and Leker, 2010) Jaffe et al., 1993. Thus, the use of patent data allows us to obtain information about technological capabilities for AI-based inventions, in order to study strategic renewal of selected companies. To extract relevant patent data on AI-based inventions in the agricultural industry, we adopt search queries which were developed by the World Intellectual Property Organization (WIPO, 2019) based on keywords and patent classifications search combinations (see Appendix 1 for the search query, WIPO, 2019)⁴⁷. We collect worldwide patent data from the Derwent Innovation (DWPI) data base. This accounts for 8,483 patent families. Further, we focus only on the top-16 companies in this specific market which filed at least 20 AI-based patent families in the period. We then collect all patent families related to the agricultural playing field (WIPO, 2019) filed by those 16 companies since 1990 with help of the DWPI data base leading to 14,412 distinct patent families. As the period 1990-1999 is used for control purposes only (to derive previous stocks

⁴⁶ In our sample, 38 patent families are shared between multiple applicants. In order not to generate bias, duplicates were only considered once for computation of descriptive analysis. However, they were considered for each of their co-applicants during regression analysis.

⁴⁷ We choose to constrain AI-based patent data from the years earlier than 2000 because AI technologies have gradually evolved during the last two decades WIPO (2019).

of inventions), we restrict our analysis to the period 2000-2020 leading to 7,891 patent families⁴⁸.

To implement our research framework, we operationalise the different AI-taxonomies by using the combination of technology classes based on the 7-digit Cooperation Patent Classification (CPC) code (see Table 2)⁴⁹. We classified AI patents as a creative AI-based invention when a patent is filed within a for the company new agricultural class, *i.e.* A01 CPC 7-digit class. Follow-up creative AI patents are filed in a CPC 7-digit class, where the company already applied for a creative AI patent. Accordingly, this innovation is built on existing competencies as it is a company-known class, and, thus, is classified as exploitative. Contrary, low AI patents are those which are filed in a company-known CPC 7-digit class. Hence, this type is also classified as exploitative innovation. Subsequently, non-AI patents are defined to investigate the implementation of AI within the existing company portfolio. This approach has already demonstrated its effectiveness in terms of technological distance and recombination (Fleming et al. 2001) and to differentiate explorative from exploitative patents within a portfolio (Belderbos et al., 2010).

Table 2: Operationalisation of AI-based invention typology.

| AI-based invention type | Operationalisation by the variable CPC codes |
|-------------------------|---|
| Creative AI | AI patent in a company-new A01 CPC 7-digit |
| Follow-up creative AI | AI patent in the same CPC 7-digit, where the company already applied for creative AI patent |
| Low AI | AI patent in a company-known CPC 7-digit |

- *Performance analysis of AI-based inventions*

To cope with our research questions and to further understand how different companies generate value through AI technologies, we rely on patent indicators to evaluate the

⁴⁸ 38 patent families discarded due to zero inventor report, 7,891 unique combinations of patent families and companies due to co-patenting between the top-16 companies.

⁴⁹ As we focus on one industry only, we choose to rely on the most detailed level of CPC classes (*i.e.*, 7-digit) following practices of the field (*e.g.*, Lee et al., 2001)

performances of each AI type (*i.e.* creative AI, follow-up creative AI and low AI). We compute established bibliometric patent indicator, *i.e.* forward impact for each AI-based patent in our dataset to measure the effect of relying on a specific renewal strategy on future inventions. Hence, we rely on forward citation count to assess the forward impact of inventions. The measure has been considered as an efficient proxy of patent quality reflecting its impact on latter technologies' development (Jaffe & De Rassenfossé, 2017). Higher citations have both been linked to economic value of the invention and its technological quality (Harhoff et al., 2013; Moser et al., 2018). Since our study cover a long period (2000 to 2020), we rely on a normalisation method which allows us to compare the value and impact of patents applied for at a different time. Forward citations count cross years comparisons suffers from bias due to older patents receiving more numerous citations. Time effects of forward citations count are integrated through a yearly maximum standardization as:

$$Y_i = \frac{C_{i,t}}{\text{Max}(C_t) + 1}$$

Where Y_i is the standardized count of citations, $C_{i,t}$ the patents forward citations count and $\text{Max}(C_t)$ the highest citations count for the year t . Y_i ranges between 0 and 1, with values closer to 1 for patents reaching near top values. For latter years, where top patents reach lower citations count, their standardized count sufficiently distinguishes them from low quality patents, but are lower than other years' top patents.

To test our hypotheses regarding the effect of different strategic renewal strategies, we compute an econometric model to study the impacts on future inventions of each AI type (and non-AI type) for the 16 companies in the dataset.

First, we test the performances of an invention depending on the AI types (creative AI, follow-up creative AI, low AI, non-AI), and industry (agriculture, electronics, machinery). Second, we posit that the performances of each invention can be influenced by companies' specific characteristics such as the previous stocks of inventions (stock all patents), agriculture

inventions (stock agriculture patents), AI-based inventions (stock AI patents), and the specific stocks for each AI type (stock creative AI, stock follow-up creative AI, stock low AI, stock non-AI). We also consider that performances can be affected by the number of inventors (inventor counts) or the technological scope of the invention (CPC scope counts). Those elements are used as control variables in the econometric model. Third, we consider that performances of a specific AI type may vary depending on the specific industry. We therefore consider interactions between AI types and industry. The definition of each variable is described in more detail in Table 3. Fourth, we model the probability of a count output variable (Forward Citations Unbiased count) using negative binomial regression. Y_i is the outcome of invention i , X_i the AI type (Creative AI, Follow-up creative AI, low AI, Non-AI), I_i the industry (Agriculture, Electronics, Machinery), φ_i a vector of control. Formally, we use the following regression equation to estimate the effects of AI type and industry on inventions' performances:

$$Y_i = f(\beta X_i + \alpha I_i + \varphi_i + \varepsilon_i)$$

Table 3: Variable definitions

| Variable | Status* | Definition |
|----------------------------------|---------|--|
| Forward Citations Unbiased count | DV | A count value standardized by yearly maximum value of latter patents families citing the focus patent's family. |
| Creative AI | IV | A dummy variable equal to 1 if the patent family is a creative AI-based invention, 0 otherwise. |
| Follow-up creative AI | IV | A dummy variable equal to 1 if the patent family is a follow-up creative AI invention, 0 otherwise. |
| Low AI | IV | A dummy variable equal to 1 if the patent family is a low AI-based invention, 0 otherwise. |
| Non-AI | IV | A dummy variable equal to 1 if the patent family is a non-AI-based invention, 0 otherwise. |
| Agriculture | IV | A dummy variable equal to 1 if the company which filed the patent family has a SIC code in the agricultural industry, 0 otherwise. |
| Electronics | IV | A dummy variable equal to 1 if the company which filed the patent family has a SIC code in the electronics industry, 0 otherwise. |
| Machinery | IV | A dummy variable equal to 1 if the company which filed the patent family has a SIC code in the machinery industry, 0 otherwise. |

| | | |
|-----------------------------|---------|--|
| Stock agriculture patents | Control | Number of patent families filed in the agricultural industry (CPC = A01*) by the company from 1990 to the n-1 application year |
| Stock AI patents | Control | Number of AI-based patent families filed by the company from 1990 to the n-1 application year |
| Stock all patents | Control | Number of patent families filed by the company from 1990 to the n-1 application year |
| Stock creative AI | Control | Number of creative AI-based patent families filed by the company from 1990 to the n-1 application year |
| Stock follow-up creative AI | Control | Number of follow-up creative AI-based patent families filed by the company from 1990 to the n-1 application year |
| Stock low AI | Control | Number of low AI-based patent families filed by the company from 1990 to the n-1 application year |
| Inventor count | Control | Number of distinct inventors who filed the patent family |
| CPC scope count | Control | Number of CPC-7 codes in the patent family |

*DV = dependent variable, IV = independent variable.

Findings

- Descriptive statistics

In this section, we review the descriptive statistics of the dataset as presented in Table 4 for the 16 selected companies in the agricultural playing field (accounting for 9.9% of all AI-related patent families in the agricultural industry). Within the data set, we observe that AI-related patent families represent respectively 9% of all patent families of agriculture (*i.e.*, local) companies, 21% of electronics companies and 11% of machinery (*i.e.*, outside) companies (see Appendix 2, Table A2-1 with the list of companies, industries and patent portfolios, Table A2-2 for number of patent families per type, Table A2-3 for variable standard deviation). We point out that outside companies, while not being dedicated to agriculture as the local companies (*i.e.*, not primary SIC code), have an existing portfolio of patents in this playing field. Indeed, they possess portfolios including patents in the agriculture playing field, which are mainly non-AI-based (*i.e.*, 79% and 89% for electronics and machinery companies respectively).

Table 4: Descriptive statistics for the econometric model variables.

| Creative AI | Follow-up | Low AI | AI | Non-AI | All patents |
|-------------|-----------|--------|----|--------|-------------|
|-------------|-----------|--------|----|--------|-------------|

| Variable | creative AI | | | N = 838 | N = 7,053 | N = 7,891 | Min. | Max. |
|--|-------------|-----------|----------|-----------|-----------|-----------|-------|-----------|
| | N = 331 | N = 232 | N = 275 | | | | | |
| Forward Citations Unbiased count | 0.059 | 0.053 | 0.034 | 0.049 | 0.045 | 0.05 | 0.000 | 0.966 |
| Stock agriculture patents | 622.93 | 1,105.76 | 1159.59 | 932.71 | 1,109.99 | 1,091.16 | 0.0 | 3,289.0 |
| Stock AI patents | 727.10 | 427.53 | 247.36 | 486.73 | 217.76 | 246.32 | 0.0 | 9,658.0 |
| Stock all patents | 24,491.06 | 21,803.38 | 14680.59 | 20,527.55 | 13,705.11 | 14,429.63 | 0.0 | 113,522.0 |
| Stock Creative AI | 8.21 | 15.25 | 10.23 | 10.82 | 9.70 | 9.82 | 0.0 | 44.0 |
| Stock Follow-up creative AI | 4.05 | 9.78 | 6.53 | 6.45 | 6.75 | 6.72 | 0.0 | 35.0 |
| Stock Low AI | 5.07 | 11.97 | 22.17 | 12.59 | 10.35 | 10.59 | 0.0 | 64.0 |
| CPC scope counts | 9.82 | 9.19 | 8.65 | 9.26 | 4.73 | 5.21 | 1.0 | 69.0 |
| Inventor counts | 3.37 | 3.06 | 2.71 | 3.07 | 2.75 | 2.78 | 1.0 | 20.0 |
| Forward Citations Unbiased count × Agriculture | 0.074 | 0.052 | 0.034 | 0.049 | 0.049 | 0.049 | 0.966 | 0.000 |
| Forward Citations Unbiased count × Electronics | 0.062 | 0.054 | 0.000 | 0.058 | 0.052 | 0.053 | 0.928 | 0.000 |
| Forward Citations Unbiased count × Machinery | 0.045 | 0.054 | 0.039 | 0.046 | 0.038 | 0.039 | 0.931 | 0.000 |
| Percent | | | | | | | | |
| Agriculture | 2% | 2% | 4% | 9% | 91% | 57% | 0 | 1 |
| Electronics | 14% | 7% | 1% | 21% | 79% | 10% | 0 | 1 |
| Machinery | 5% | 3% | 3% | 11% | 89% | 33% | 0 | 1 |
| At least one forward citation | 30% | 26% | 22% | 26% | 30% | 30% | 0 | 1 |

Local as well as outside companies with different industrial backgrounds are relying differently on AI-related inventions for their strategic renewal practices. Our descriptive data reveal that outside electronics companies file the highest share of creative AI-based

inventions, *i.e.*, 14%, within the agricultural playing field. Further, electronics companies show the lowest share of low AI-based inventions, *i.e.*, only 1% of their patents are AI-based and filed in a company-known CPC 7-digit. It means that most of electronics companies' new inventions in the agriculture playing field are using AI technologies to support the development of the company in new directions. Contrary, local agricultural companies show only 2% creative AI-based inventions in their patent portfolio and almost half of their AI-related patent families can be characterised as low AI-based inventions. Moreover, companies from the outside machinery industry file 5% of all AI-related patent families as creative AI-based inventions. However, the remaining half is almost equally split into follow-up creative as well as low AI-based inventions.

Accordingly, we assume that local agricultural companies mainly use AI technologies to extend their existing portfolio by exploitative innovations as they show the highest share of low AI-based inventions. Additionally, outside machinery companies seem to already be active in the agricultural industry as they apply a similar low share of creative AI-based inventions but also show a high amount of low AI-based inventions, thus, improving their existing technologies by AI. Especially, outside electronics companies seem to enter the agricultural playing field by implementing exploratory innovations into this company-new industry which is shown by the highest share of creative AI-based inventions. This is also reflected within the evolution over time (see Appendix, Figure A2-1).

In terms of performances of strategic renewal practices, our descriptive data shows that on average, discontinuous strategic renewal (*i.e.*, based on creative AI) conduct to the highest impact on future inventions (0.059 forward citations unbiased per patent family on average, *i.e.* reach on average nearly 6% of the citations count of the top patent for their application year) compared to other strategies. Nevertheless, the pursuit of this renewal strategy (*i.e.*, follow-up AI-based inventions) have, on average, less impact than the first attempt (0.053 forward citations unbiased per patent family on average). When observing the differences

within the strategic renewal practices' performances between local and outside companies, we show that on average, agriculture companies derive higher value from discontinuous strategic renewal than machinery or electronics companies (0.074 forward citations unbiased vs. 0.062 and 0.045 for electronics and machinery companies respectively). For incremental renewal strategies, local agricultural companies derive higher value than electronics companies (whose inventions never received any unbiased count citations), but lower value than machinery ones. However, as the profile of inventions and companies largely differ between them, we need to rely on a formal estimation model to test our hypotheses.

- *Model estimation and test of the hypotheses*

The results of our regression analyses reveal that the performances of strategic renewal practices when relying on AI technologies mainly depend on the type of AI-based inventions that the company is developing. We show that discontinuous renewal strategies with AI technologies overperform compared to incremental ones (Table 5).

Table 5: Inventions' performances model estimation

| Dependent Variable: | Forward Citations Unbiased count | Forward Citations Unbiased count | Forward Citations Unbiased count | Forward Citations Unbiased count |
|---------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| Model: | (1) | (2) | (3) | (4) |
| | Neg. Binomial | Neg. Binomial | Neg. Binomial | Linear |
| Follow-up creative AI | 0.897 (0.142) | 1.307** (0.166) | 1.079*** (0.0258) | -0.00299* (0.000786) |
| Low AI | 0.580*** (0.116) | 0.721 (0.158) | 0.580*** (0.0260) | -0.0301*** (0.000320) |
| Non-AI | 0.769*** (0.0641) | 0.894 (0.0741) | 0.779*** (0.0370) | -0.0170*** (0.00144) |
| Electronics | 1.043*** (0.0124) | 0.651*** (0.106) | 0.573*** (0.0493) | -0.0321** (0.00352) |
| Machinery | 0.799*** (0.00230) | 0.729** (0.108) | 0.541*** (0.0482) | -0.0374*** (0.00373) |
| Stock agriculture patents | | 1.000* (0.0000789) | 1.000* (0.0000845) | -0.00000834* (0.00000274) |
| Stock AI patents | | 1.000 (0.0000833) | 1.000 (0.0000902) | 0.00000604 (0.00000312) |

| | | | |
|-------------------------------------|-----------------------|---------------------------------|-------------------------------|
| Stock all patents | 1.000 (0.00000389) | 1.000 (0.00000413) | -0.000000177 (0.000000132) |
| Stock Creative AI | 0.973* (0.0142) | 0.973* (0.0142) | -0.00100 (0.000396) |
| Stock Follow-up creative AI | 0.980*** (0.00329) | 0.980*** (0.00324) | -0.000205 (0.000257) |
| Stock Low AI | 0.987*** (0.00453) | 0.987*** (0.00440) | -0.000533*** (0.0000372) |
| Inventor counts | 0.989 (0.0204) | 0.990 (0.0206) | -0.000333 (0.000861) |
| CPC scope count | 1.016*** (0.00170) | 1.016*** (0.00144) | 0.000706*** (0.0000321) |
| Follow-up creative AI × Electronics | | 1.032 (0.124) | 0.00500 (0.00421) |
| Follow-up creative AI × Machinery | | 1.727*** (0.229) | 0.0258*** (0.00189) |
| Low AI × Electronics | | 0.000000230*** (0.000000287) | -0.0267** (0.00407) |
| Low AI × Machinery | | 1.924*** (0.125) | 0.0372*** (0.00157) |
| Non-AI × Electronics | | 1.170 (0.119) | 0.0124* (0.00320) |
| Non-AI × Machinery | | 1.344*** (0.0945) | 0.0191*** (0.00163) |
| Observations | 7891 | 7891 | 7891 |
| Pseudo R^2 | 0.002 | 0.037 | 0.0398 |

Notes: Robust standard errors in parentheses, clustered by industry. Results for negative binomial regressions are exponentiated coefficients (odds ratios). Base project type is agriculture, creative AI-based invention. * $p < 0.1$. ** $p < 0.05$. *** $p < 0.01$.

Our data underline that when inventing low AI-based inventions envisaged by incremental renewal strategies, firms experience a stronger negative impact on future inventions than when inventing creative AI-based inventions envisaged by discontinuous renewal strategies. This means for companies, that on average, relying on an incremental renewal strategy for a given invention conducts to a lower performance than when relying on a discontinuous one (0.580 incidence rate ratio, Model 3). We find that creative AI offers a new stream of knowledge outside of the focal company's innovation field, which allows future inventions to build on this knowledge. Hence, more future inventions rely on knowledge offered by

creative AI-based inventions than on knowledge offered by low AI-based inventions. Robustness checks were performed by using other model specifications in Appendix 2 and confirm our findings. In Appendix 2, Table A2-4 present estimation for models with a binary dependent variable (i.e., at least one citation per invention). Table A2-5 present estimation with the forward citations unbiased counts multiply by 100 as a dependent variable to take into account potential limitations raised when using fractional numbers in negative binomial regression (Papke and Woolridge, 1996; 2008).

Nevertheless, we acknowledge the limitation in the interpretation of negative binomial regression model. Hence, following Buis (2010), to interpret the results of this non-linear model with interaction terms, we need to rely on predictive margins. The predictive margins for each cluster by types of invention (*e.g.*, creative AI, low AI, etc.) represent the average predicted Forward Citation Unbiased count. Predictive margins estimation details for Model 3 are presented in the appendix (Table A2-1).

By comparing the performances of the different renewal strategies among each other, estimations show that across the companies from the three industries involved in the playing field, discontinuous strategic renewal with AI has a stronger impact on future inventions than incremental renewal efforts, and the difference is statistically significant (see figure 3 and table A2-3). This result supports our hypothesis H1a. Creative AI-based inventions help companies to create new business opportunities, leading them to invest in future inventions in order to seize new opportunities. Moreover, following such discontinuous renewal strategy has a statistically significant higher impact on future inventions than the first attempt in discontinuous renewal strategies. This is different from our descriptive findings where creative AI-based inventions received the highest level of unbiased citation counts. This result supports our hypothesis H1b. Once the companies introduced creative AI-based inventions and entered into new business fields, the companies tend to gain more return on cumulative knowledge through following discontinuous renewal strategy.

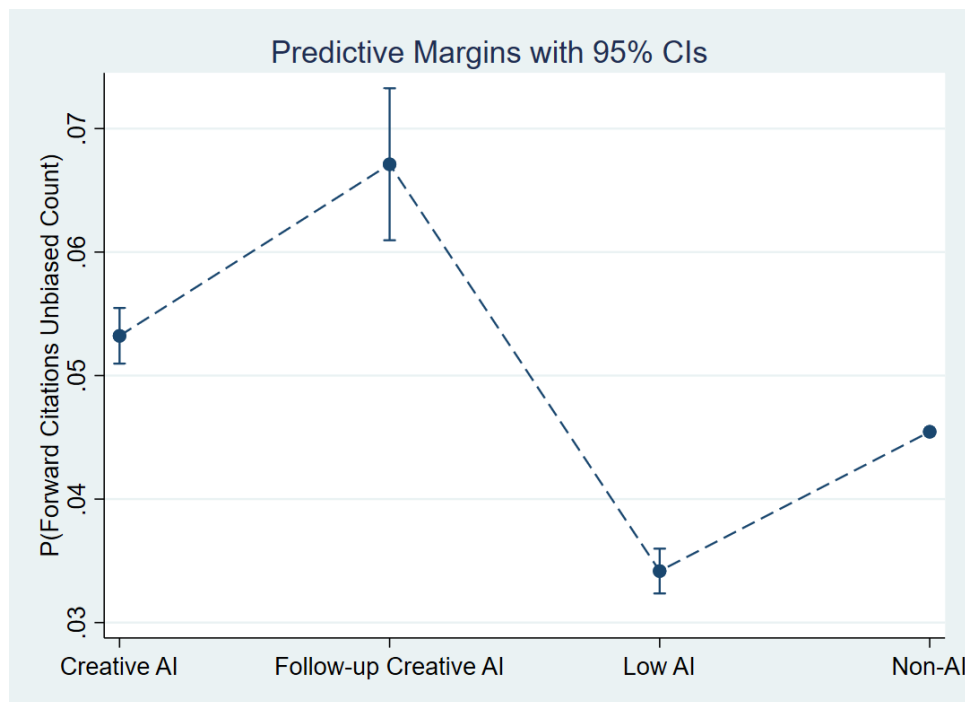


Figure 3: Probability of outputs across inventions types. Note: Regression data for the plots are found in Table 5 – model 3

Nevertheless, we introduce some restrictions when performing analysis in each industry separately. Indeed, Hypothesis H1a is not validated for machinery companies because they received as many unbiased citations for their creative and their low AI-based inventions. Hypothesis H1b is also only partially validated for electronics and agriculture companies because the difference between their first attempt in discontinuous renewal strategy and their commitment to this strategy (*i.e.*, follow-up creative AI) while being positive is not statistically significant at 95% confidence intervals (CIs).

Next, we compare the differences between the performances of each strategy across local and outside companies of the playing field (figure 4). Our data reveal that, on the one hand, incremental renewal strategies of agriculture companies have a more substantial impact on future inventions than incremental renewal strategies of electronics companies (their low AI-based invention never received a citation). Nevertheless, incremental renewal strategies of agriculture companies record almost similar performances than those from machinery

companies, with a difference non-statistically significant. Hypothesis 2a is only valid when comparing performances of incremental renewal strategies of local agriculture companies with outside electronics companies. On the other hand, we demonstrate that discontinuous renewal strategies of local companies have a more substantial impact on future inventions than discontinuous renewal strategies of outside companies, contrary to Hypothesis 2b. It means that agriculture companies derive more value when integrating AI technologies in new-to-company applications than when electronics and machinery companies are committed to this strategic renewal approach. Our results regarding the initial hypotheses are compiled in table 6.

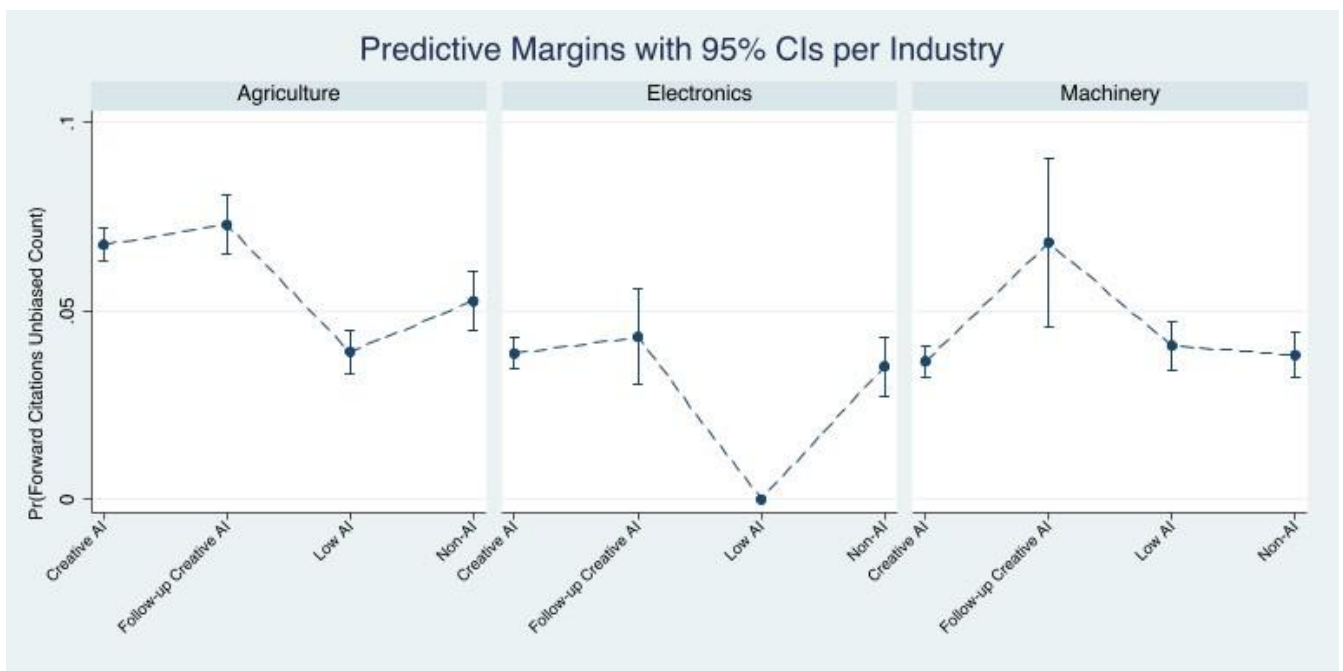


Figure 4: Probability of outputs across inventions types and industries. Note: Regression data for the plots are found in Table 6 – model 2

Table 6: Synthesis of the results regarding the main hypotheses

| | Hypothesis | Status | Details for company-industry analysis |
|---|----------------|--------------------|---|
| Comparison of renewal strategies' performances among each other | Hypothesis H1a | Validation | Rejected for machinery companies only but accepted for agriculture and electronics companies. |
| | Hypothesis H1b | Validation | Not statistically robust results for agriculture and electronics companies, but valid result for machinery companies. |
| Comparison of renewal strategies' performances across local and outside companies | Hypothesis H2a | Partial validation | Not statistically robust result for machinery companies, but valid result for electronics and agriculture companies. |
| | Hypothesis H2b | Rejection | N/A |

Discussion

Our study investigates how companies implement AI in their technology and new product portfolio. Therefore, we conceptualized a new taxonomy of different types of AI technology usages. In particular, creative AI-based inventions focus on implementing AI technologies that serve new-to-company applications and open up new technological paths. Consequently, follow-up creative AI-based inventions indicate the company's efforts in following the newly created technological path. Contrary, low AI-based inventions specify the usage of AI to extend the existing technology portfolio without disrupting the current business of the company. Then, we exploited this taxonomy through a methodology based on patent analysis and were able to review which usage of AI conduct to the most impact on future inventions, a proxy of the capacity of companies to open-up new-to-company business and to gain influence on the market. Indeed, the capacity to distinguish between different types of AI usage and the evaluation of their subsequent effects according to different company profiles (*i.e.*, local and outside) appear key to better understand how

companies cope with strategic renewal, here in the case of the agricultural playing field. First, we showed that discontinuous renewal strategies conduct to larger impact on future inventions than more incremental ones, but additional inventions on new paths with AI technologies (i.e. follow-up creative AI-based inventions) have even greater impact on future inventions. Second, strategic renewal adopted by companies in the agricultural playing field are contingent to their main sector they are belonging to. Indeed, we showed that companies which are primary operating in the agricultural playing field derive higher impact when integrating AI technologies in new-to-company applications, than were other players from outside the playing field are committed to such approach.

- *Implications for strategic renewal and digital transformation literature*

Our work lies at the intersection of strategic renewal and digital transformation literature. For strategic renewal literature, we, first, develop a new taxonomy (creative AI, follow-up creative AI, and low AI based inventions) that help to better understand how companies rely either on discontinuous or incremental strategies when facing a major technological change, here in the case of AI technologies in the agricultural playing field. This taxonomy contributes to understanding how companies can implement new technologies to open-up new-to-company businesses and to favour "avianization", i.e., their capacity to strategically renew their resources and remain competitive in their market (Roy et al., 2018). Our approach is based on patent analyses, and we are able to measure the performances of each strategic renewal approach by means of a bibliometric indicator based on citations received by each invention. Second, we contribute to the strategic renewal literature by demonstrating that the value derived by companies when pursuing either a discontinuous or an incremental renewal strategy is contingent to the companies' core industry. Surprisingly, our data revealed that discontinuous renewal strategies of local companies have a more substantial impact on future inventions than discontinuous renewal strategies of outside companies, which is contrary to assumptions and investigations described in previous literature (Agarwal

and Helfat, 2009; Thrane et al., 2010) Blomkvist et al., 2010). Local companies may be better positioned to exploit their existing market expertise in their own field helping to reduce the “burden of knowledge” (Arts and Fleming, 2018) when they are committed to discontinuous renewals strategies. In the particular case of digital technologies, as they reinforce and complement the companies’ existing stock of knowledge (Lanzolla et al., 2021), they offer higher benefit for local companies which probably acquire a greater stock of knowledge and expertise regarding the playing field. On the opposite, outside companies may lack such existing knowledge or market expertise about the needs of the target group and applications of their underlying AI-based inventions in the playing field. Third, we also showed that to derive a higher value when companies cope with a discontinuous renewal strategy, they need to further invest in such a strategy. Indeed, in the agricultural playing field first attempts of strategic renewal conduct to lower performances than further investment in new explorative paths. Finally, we show that the application of AI-based technologies introduces emerging market opportunities to companies from within and outside the agricultural playing field. This creates new interdependences among incumbents as well as new entrants in the strategic playing field, which is also in line with literature that distinguishes actors on the strategic playing fields as incumbents (or sometimes existing market leaders), diversifying entrants and *de novo* entrants (Agarwal and Helfat, 2009; Bergek et al., 2013; Schmitt et al., 2018). Local companies, *i.e.* incumbents, need to search for new knowledge and integrate this with existing knowledge to stay competitive on the market and to keep up with outside companies diversifying the market. Hence, our findings are in line with the concept of *creative accumulation*, *i.e.* improvement of existing technologies as well as integration of new knowledge within existing technologies (Bergek et al., 2013) Pavitt, 1986).

We also contribute to digital transformation literature by providing a new taxonomy of the usage of AI technologies for innovation. Previous studies on digital transformation focused either on the diffusion of AI-technologies and how they modify value chains in different markets (Tong et al., 2021; Gregory et al., 2021) (Bradley, & O’Toole, 2016), or on how

different digital technologies, including AI, help innovators to access new source of information or changing the ways they access information (Lanzolla et al., 2021; Marion and Fixson, 2021; Verganti et al., 2020 ; Kroh et al., 2018 ; Sestino et al., 2020). Here, we are among the first to focus explicitly on the different ways companies implement AI technologies in their inventions and products, while it echoes other attempts based on other digital technologies (Ceipek et al., 2021; Cappa, Oriani, Peruffo, and McCarthy, 2021). In the case of big data technologies, Cappa et al. (2021) acknowledged that there is a lack of indicators to review the impact of such technology on companies' long-term performances and demonstrated that implementation costs could outweigh the benefits. Our study complements those findings by proposing a patent-based method to analyze the impact of AI technologies on companies' innovative performances and by showing that the latter is contingent on the original playing field of the company. While our study is based on reviewing large companies' strategies only towards integrating digital technologies in their product, it also echoes Ceipek et al. (2021) findings. Indeed, they showed that companies broadly vary in how they address more explorative or exploitative pathways for digital technologies, in the case of family-owned businesses for IoT technologies development. The commitment to more explorative strategies is closely related to the diversification of their previous knowledge and specific companies' managerial characteristics. In the case of large companies in the agribusiness, our findings are in line with Ceipek et al. (2021) as we demonstrated that outside companies from the playing field filled a higher share of inventions that rely on more creative usage of AI technologies. Nevertheless, we also add that those outside companies derive lower value from those creative usages of AI technologies than local and more specialized companies. Finally, we demonstrated that companies derive less value from less creative approach of integrating AI technologies in their innovative products. One potential explanation can be found in Wang (2021), who showed that such exploitative usage of digital technologies, as the redesign of existing products through such technologies, requires the usage of specific innovative

methodologies (e.g., design thinking).

- *Implications for practice*

Companies rely on different ways to integrate AI in their inventions based on whether they are strengthening pre-existing inventions through AI (*i.e.*, low AI) or they are exploring new-to-the-company inventions (*i.e.*, creative AI). Our results imply three important elements for practitioners in new product development.

First, the potential innovation performance that firms can derive from adopting different renewal strategies (disruptive or incremental) depends their position regarding the playing field (local or outside). We demonstrate that, for instance, discontinuous renewal strategies (with creative AI) also pay off for local companies. It seems that specialized knowledge about the playing field supports the development of new products for local companies. Second, whether local or outside, all companies show a significant advantage in persevering with pioneering initiatives, thus, following a discontinuous renewal strategy. This result suggests that both risk-taking and persistence in risk-taking are rewarded by more qualitative and valuable inventions. Third, we provide practitioners with a comprehensive classification scheme based on patent data to assess the internal invention portfolio and monitor external market or competitor behaviour. Next to AI, this classification scheme can be extended to other (emerging) technologies.

- *Limitations and future research*

While our research represents an empirical investigation of the implementation of different types of AI-based inventions and their impact for strategically renewing a company within the ongoing digital transformation, we restrict our analysis to patent data within the agricultural playing field and the invention's impact on future inventions from a company perspective without considering other company data as well as an exploration of the overall playing field renewal. We suggest to add to our research by including other industries as

well as to extend the sample to other company data next to patents to assess the impact of strategic renewal practices on the corporate performance as well as on the overall market development.

Having to acquire data from a particular outlet (*i.e.*, patent data) may subject us to hidden bias (*e.g.*, solely from resource or technology-supply side, in absence of market or demand side). Nonetheless, our analysis supports observation of strategic renewal within a company over a long time, specifically in line with the comparison between both continuous and radical renewal strategies. Bearing this in mind, we advocate our findings from patent measurements as a longitudinal technology analysis which complements other qualitative research. Hence, future research could focus on the general procedure and impact factors of strategic renewal by, *e.g.*, conducting case study-based research within specific companies faced by major disruptions to understand in more detail how companies renew themselves going beyond their technology portfolio.

Further, our research shows that companies with same as well as different industry backgrounds differ significantly in their implementation behaviour of AI and how they use different types of AI within their portfolio. However, our findings are restricted by only exploring the implementation of AI for agricultural purposes, although some patents are filed in industries going beyond our focus. Hence, future research could, on the one hand, analyse the development of the knowledge used for implementing AI, *e.g.*, by using the patent's backward citations to distinguish between internal and external knowledge as well as by investigating citations to non-patent literature to draw conclusions on technological or scientific knowledge bases. On the other hand, AI as a general-purpose technology can be implemented in several different fields, and, thus, we recommend to analyse the application of our sample in other industries going beyond the agricultural playing field.

Taken together, we hope that our developed taxonomy for creative AI can spark future conversation in the strategic renewal and digital transformation research by examining other

emerging technologies, and other markets beyond the agribusiness case.

References

- Adner, R. 2002. When are technologies disruptive? a demand-based view of the emergence of competition. *Strategic Management Journal* 23 (8): 667–88.
- Agarwal, R., and C. E. Helfat. 2009. Strategic Renewal of Organizations. *Organization Science* 20 (2): 281–93.
- Appio, F. P., F. Frattini, A. M. Petruzzelli, and P. Neirotti. 2021. Digital Transformation and Innovation Management: A Synthesis of Existing Research and an Agenda for Future Studies. *Journal of Product Innovation Management* 38 (1): 4–20.
- Bergek, A., C. Berggren, T. Magnusson, and M. Hobday. 2013. Technological discontinuities and the challenge for incumbent firms: Destruction, disruption or creative accumulation? *Research Policy* 42 (6-7): 1210–24.
- Cappa, F., R. Oriani, E. Peruffo, and I. McCarthy. 2021. Big Data for Creating and Capturing Value in the Digitalized Environment: Unpacking the Effects of Volume, Variety, and Veracity on Firm Performance*. *Journal of Product Innovation Management* 38 (1): 49–67.
- Ceipek, R., J. Hautz, A. de Massis, K. Matzler, and L. Ardito. 2021. Digital Transformation Through Exploratory and Exploitative Internet of Things Innovations: The Impact of Family Management and Technological Diversification*. *Journal of Product Innovation Management* 38 (1): 142–65.
- Christensen, C. M. 2013. *The Innovator's Dilemma. When New Technologies Cause Great Firms to Fail*. Boston: Harvard Business Review Press.
- Cockburn, I., R. Henderson, and S. Stern. 2018. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation.
- Crossan, M. M., and I. Berdrow. 2003. Organizational learning and strategic renewal. *Strategic Management Journal* 24 (11): 1087–105.
- Curran, C.-S., S. Bröring, and J. Leker. 2010. Anticipating converging industries using publicly available data. *Technological Forecasting and Social Change* 77 (3): 385–95.
- Eggers, J. P., and K. F. Park. 2018. Incumbent Adaptation to Technological Change: The Past, Present, and Future of Research on Heterogeneous Incumbent Response. *Academy of Management Annals* 12 (1): 357–89.
- Gregory, R. W., O. Henfridsson, E. Kaganer, and S. H. Kyriakou. 2021. The Role of Artificial Intelligence and Data Network Effects for Creating User Value. *Academy of management review* 46 (3): 534–51.
- Iansiti M. 2020. Competing in the age of AI. *Harvard business review* 98 (1): 59.
- Jha, K., A. Doshi, P. Patel, and M. Shah. 2019. A comprehensive review on automation in

- agriculture using artificial intelligence. *Artificial Intelligence in Agriculture 2*: 1–12.
- Kaplan, S., and M. Tripsas. 2008. Thinking about technology: Applying a cognitive lens to technical change. *Research Policy* 37 (5): 790–805.
- Klinger, J., J. Mateos-Garcia, and K. Stathoulopoulos. 2018. Deep learning, deep change? Mapping the development of the Artificial Intelligence General Purpose Technology. Available at: <http://arxiv.org/pdf/1808.06355v1>.
- Lanzolla, G., D. Pesce, and C. L. Tucci. 2021. The Digital Transformation of Search and Recombination in the Innovation Function: Tensions and an Integrative Framework*. *Journal of Product Innovation Management* 38 (1): 90–113.
- Marion, T. J., and S. K. Fixson. 2021. The Transformation of the Innovation Process: How Digital Tools are Changing Work, Collaboration, and Organizations in New Product Development*. *Journal of Product Innovation Management* 38 (1): 192–215.
- Martens, R., P. Matthyssens, and K. Vandembemt. 2012. Market strategy renewal as a dynamic incremental process. *Journal of Business Research* 65 (6): 720–8.
- Roy, R., C. M. Lampert, and I. Stoyneva. 2018. When dinosaurs fly: The role of firm capabilities in the 'avianization' of incumbents during disruptive technological change. *Strategic Entrepreneurship Journal* 12 (2): 261–84.
- Schmitt, A., S. Raisch, and H. W. Volberda. 2018. Strategic Renewal: Past Research, Theoretical Tensions and Future Challenges. *International Journal of Management Reviews* 20 (1): 81–98.
- Teece, D. J. 2007. Explicating Dynamic Capabilities. The nature and microfoundations of (sustainable) Enterprise Performance. *Strategic Management Journal* 28: 1319–50.
- Thrane, S., S. Blaabjerg, and R. H. Møller. 2010. Innovative path dependence. Making sense of product and service innovation in path dependent innovation processes. *Research Policy* 39 (7): 932–44.
- Tong, S., N. Jia, X. Luo, and Z. Fang. 2021. The Janus face of artificial intelligence feedback: Deployment versus disclosure effects on employee performance. *Strategic Management Journal* 42 (9): 1600–31.
- Tripsas, M. 2008. Customer preference discontinuities: a trigger for radical technological change. *Managerial and Decision Economics* 29 (2-3): 79–97.
- Verganti, R., L. Vendraminelli, and M. Iansiti. 2020. Innovation and Design in the Age of Artificial Intelligence. *Journal of Product Innovation Management* 37 (3): 212–27.
- WIPO. 2019. World Intellectual Property Organization (WIPO) Technology Trends 2019: Artificial Intelligence.

Appendix 1: Search query

The search query used for this paper was developed by the WIPO within its report on technology trends in AI (WIPO, 2019). We divide the search query into four blocks; three different blocks related to AI, and one additional block related to the agricultural industry. More precisely, the first block includes CPC codes specific to AI technologies, the second block contains AI-specific keywords, the third block includes the combination of AI non-specific IPC and CPC codes with AI-based keywords, and the fourth block includes the agriculture-specific CPC code A01. For the latter, we, again, follow the suggestions of the WIPO report (WIPO, 2019) as well as its related website (WIPO, 2021). The query reads as follows:

```
(CPC=(Y10S0706 OR G06N0003 OR G06N0005003* OR G06N0005004* OR G06N0005005* OR G06N0005006* OR G06N0005007* OR G06N0005008* OR G06N0005009* OR G06N000501* OR G06N0005020 OR G06N0005021 OR G06N0005022 OR G06N0005023 OR G06N0005024 OR G06N0005025 OR G06N0005026 OR G06N0005027 OR G06N0007005* OR G06N0007006* OR G06N0007007* OR G06N0007008* OR G06N0007009* OR G06N000701* OR G06N000702* OR G06N000703* OR G06N000704* OR G06N000705* OR G06N000706 OR G06N0099005 OR G06T220720081 OR G06T220720084 OR G06T00034046 OR G06T0009002 OR G06F001716 OR G05B0013027 OR G05B00130275 OR G05B0013028 OR G05B00130285 OR G05B0013029 OR G05B00130295 OR G05B221933002 OR G05D00010088 OR G06K0009 OR G10L0015 OR G10L0017 OR G06F0017270* OR G06F0017271* OR G06F0017272* OR G06F0017273* OR G06F0017274* OR G06F0017275* OR G06F0017276* OR G06F0017278* OR G06F0017279 OR G06F00172791 OR G06F00172792 OR G06F00172793 OR G06F00172794 OR G06F00172795 OR G06F0017280* OR G06F0017281* OR G06F0017283* OR G06F0017284* OR G06F0017285* OR G06F0017286* OR G06F0017287* OR G06F0017288* OR G06F0017289 OR G06F001730029 OR G06F001730030 OR G06F001730031 OR G06F001730032 OR G06F001730033 OR G06F001730034 OR G06F001730035 OR G06F001730247 OR G06F001730248 OR G06F001730249 OR G06F001730250 OR G06F001730251 OR G06F001730252 OR G06F001730253 OR G06F001730254 OR G06F001730255 OR G06F001730256 OR G06F001730257 OR G06F001730258 OR G06F001730259 OR G06F001730260 OR G06F001730261 OR G06F001730262 OR G06F001730401 OR G06F00173043 OR G06F001730522 OR G06F001730523 OR G06F001730524 OR G06F001730525 OR G06F001730526 OR G06F001730527 OR G06F001730528 OR G06F001730529 OR G06F00173053 OR G06F001730654 OR G06F001730663 OR G06F001730666 OR G06F001730669 OR G06F001730672 OR G06F001730684 OR G06F001730687 OR G06F00173069 OR G06F001730702 OR G06F001730705 OR G06F001730706 OR G06F001730707 OR G06F001730708 OR G06F001730709 OR G06F001730710 OR G06F001730711 OR G06F001730712 OR G06F001730713 OR G06F001730731 OR G06F001730732 OR G06F001730733 OR G06F001730734 OR G06F001730735 OR G06F001730736 OR G06F001730737 OR G06F001730743 OR G06F001730744 OR G06F001730745 OR G06F001730746 OR G06F001730784 OR G06F001730785 OR G06F001730786 OR G06F001730787 OR G06F001730788 OR G06F001730789 OR G06F00173079* OR G06F00173080* OR G06F001730810 OR G06F001730811 OR G06F001730812 OR G06F001730813 OR G06F001730814 OR G06F001924 OR G06F0019707 OR G01R00312846 OR G01R00312847 OR G01R00312848 OR G01N02201/1296 OR G01N00294481 OR G01N00330034 OR G01R00313651 OR G01S0007417 OR G06N0003004 OR G06N0003005 OR G06N0003006 OR G06N0003007 OR G06N0003008 OR G06F00111476 OR G06F00112257 OR G06F00112263 OR G06F001518 OR G06F22074824 OR G06K00071482 OR G06N0007046 OR G11B002010518 OR G10H2250151 OR G10H2250311 OR G10K22103024 OR H01J223730427 OR H01M000804992 OR H02H00010092 OR H02P00210014 OR H02P00230018 OR H03H20170208 OR H03H222204 OR H04L20125686 OR H04L202503464 OR H04L202503554 OR H04L00250254 OR H04L002503165 OR H04L004116 OR H04L004508 OR H04N00214662 OR H04N00214663 OR H04N00214664 OR H04N00214665 OR H04N00214666 OR H04Q2213054 OR H04Q221313343 OR H04Q22133343 OR H04R0025507 OR G08B0029186 OR B60G26001876 OR B60G26001878 OR B60G26001879 OR B64G2001247 OR E21B20410028 OR B23K0031006 OR B29C294576979 OR B29C0066965 OR B25J0009161 OR A61B00057264 OR A61B00057265 OR A61B00057266 OR A61B00057267 OR Y10S0128924 OR Y10S0128925 OR F02D00411405 OR F03D0007046 OR F05B2270707 OR F05B2270709 OR F16H20610081 OR F16H20610084 OR B60W003006 OR B60W003010 OR B60W003011 OR B60W003012 OR B60W003014* OR B60W003015* OR B60W003016* OR B60W003017 OR B62D00150285 OR G06T220730248 OR G06T220730249 OR G06T22073025* OR G06T220730260 OR G06T220730261 OR G06T220730262 OR G06T220730263 OR G06T220730264 OR G06T220730265 OR G06T220730266 OR G06T220730267 OR G06T220730268 OR G06T220730236 OR G05D0001 OR A61B00057267 OR
```

F05D2270709 OR G06T220720084 OR G10K22103038 OR G10L002530 OR H04N00214666 OR A63F001367 OR G06F00172282) OR CTB=(((ARTIFIC* OR COMPUTATION*) NEAR2 INTELLIGEN*) OR (NEURAL NEAR2 NETWORK*) OR (NEURAL NEAR NETWORK*) OR (NEURAL NEAR NETWORK*) OR (BAYES* NEAR2 NETWORK*) OR BAYESIAN-NETWORK* OR (BAYESIAN NEAR NETWORK*) OR (CHATBOT) OR (DATA NEAR2 MINING*) OR (DECISION NEAR2 MODEL) OR (DEEP NEAR2 LEARNING*) OR DEEP-LEARNING* OR (DEEP NEAR LEARNING*) OR (GENETIC NEAR2 ALGORITHM) OR ((INDUCTIVE NEAR2 LOGIC) ADJ2 PROGRAMM*) OR (MACHINE NEAR2 LEARNING*) OR (MACHINE NEAR LEARNING*) OR MACHINE-LEARNING* OR ((NATURAL ADJ2 LANGUAGE) NEAR2 (GENERATION OR PROCESSING)) OR (REINFORCEMENT NEAR2 LEARNING) OR (SUPERVISED NEAR2 (LEARNING* OR TRAINING)) OR SUPERVISED-LEARNING* OR (SUPERVISED NEAR LEARNING*) OR (SWARM NEAR2 INTELLIGEN*) OR SWARM-INTELLIGEN* OR (SWARM NEAR INTELLIGEN*) OR (UNSUPERVISED NEAR2 (LEARNING* OR TRAINING)) OR UNSUPERVISED-LEARNING* OR (UNSUPERVISED NEAR LEARNING*) OR (SEMI-SUPERVISED NEAR2 (LEARNING* OR TRAINING)) OR SEMI-SUPERVISED-LEARNING OR (SEMI NEAR SUPERVISED NEAR LEARNING*) OR CONNECTIONIS OR (EXPERT NEAR2 SYSTEM) OR (FUZZY NEAR2 LOGIC) OR TRANSFER-LEARNING OR (TRANSFER NEAR LEARNING) OR (TRANSFER NEAR2 LEARNING) OR (LEARNING ADJ 3W ADJ ALGORITHM) OR (LEARNING NEAR2 MODEL) OR (SUPPORT ADJ VECTOR ADJ MACHINE) OR (RANDOM ADJ FOREST) OR (DECISION ADJ TREE) OR (GRADIENT ADJ TREE ADJ BOOSTING) OR (XGBOOST) OR ADABOOST OR RANKBOOST OR (LOGISTIC ADJ REGRESSION) OR (STOCHASTIC ADJ GRADIENT ADJ DESCENT) OR (MULTILAYER ADJ PERCEPTRON) OR (LATENT ADJ SEMANTIC ADJ ANALYSIS) OR (LATENT ADJ DIRICHLET ADJ ALLOCATION) OR (MULTI-AGENT ADJ SYSTEM) OR (HIDDEN ADJ MARKOV ADJ MODEL)) OR (CPC=(G06T0007 OR G06T000120 OR G10L0013 OR G10L0025 OR G10L0099 OR G06F001714 OR G06F0017141 OR G06F0017142 OR G06F0017143 OR G06F0017144 OR G06F0017145 OR G06F0017146 OR G06F0017147 OR G06F0017148 OR G06F0017153 OR G10H2250005 OR G10H2250006 OR G10H2250007 OR G10H2250008 OR G10H2250009 OR G10H2250010 OR G10H2250011 OR G10H2250012 OR G10H2250013 OR G10H2250014 OR G10H2250015 OR G10H2250016 OR G10H2250017 OR G10H2250018 OR G10H2250019 OR G10H2250020 OR G10H2250021 OR G06F001750 OR G06Q0030020* OR G06Q0030021* OR G06Q0030022* OR G06Q0030023* OR G06Q0030024* OR G06Q0030025* OR G06Q0030026* OR G06Q0030027* OR G06Q00300280 OR G06Q00300281 OR G06Q00300282 OR G06Q00300283 OR G06Q00300284 OR G07C0009 OR G06F0021) OR IC=(A61B0005* OR A63F001367* OR B23K0031* OR B25J000916* OR B25J000917* OR B25J000918* OR B25J000919* OR B25J000920* OR B29C0065* OR B60W003006* OR B60W003010* OR B60W003011* OR B60W003012* OR B60W003014* OR B60W003015* OR B60W003016* OR B60W003017 OR B62D0015020* OR B62D0015021* OR B62D0015022* OR B62D0015023* OR B62D0015024* OR B62D0015025* OR B62D0015026* OR B62D0015027* OR B62D0015028* OR B62D00150290* OR B62D00150291* OR B62D00150292* OR B62D00150293* OR B62D00150294* OR B62D00150295* OR B64G000124* OR B64G000125* OR B64G000126* OR B64G000127* OR B64G000128* OR B64G000129* OR B64G000130* OR B64G000131* OR B64G000132* OR B64G000133* OR B64G000134* OR B64G000135* OR B64G000136* OR B64G000137 OR B64G000138* OR E21B0041* OR F02D004114* OR F02D004115* OR F02D004116* OR F03D0007040* OR F03D0007041* OR F03D0007042* OR F03D0007043* OR F03D0007044* OR F03D0007044* OR F03D0007046* OR F03D0007047* OR F03D0007048* OR F16H0061* OR G01N002944* OR G01N002945* OR G01N002946* OR G01N002947* OR G01N002948* OR G01N002949* OR G01N002950* OR G01N002951* OR G01N002952* OR G01N0033* OR G01R003128* OR G01R003129* OR G01R003130* OR G01R0031310* OR G01R0031311* OR G01R0031312* OR G01R0031313* OR G01R0031314* OR G01R0031315* OR G01R0031316* OR G01R0031317* OR G01R0031318* OR G01R00313190* OR G01R00313191* OR G01R00313192* OR G01R003131930* OR G01R003131931* OR G01R003131932* OR G01R003131933* OR 01R0031/31934* OR G01R003131935* OR G01R003131936* OR G01R003131937* OR G01R0031360* OR G01R0031361* OR G01R0031362* OR G01R0031363* OR G01R0031364* OR G01R0031365* OR G01R0031366* OR G01R0031367* OR G01R0031368* OR G01R00313690* OR G01R00313691* OR G01R00313692* OR G01R00313693* OR G01R00313694* OR G01R00313695* OR G01R00313696* OR G01S0007410* OR G01S0007411* OR G01S0007412* OR G01S0007413* OR G01S0007414* OR G01S0007415* OR G01S0007416* OR G01S0007417* OR G01S0007418* OR G05B001302* OR G05B001303* OR G05B0013040* OR G05B0013041* OR G05B0013042* OR G05B0013043* OR G05B0013044* OR G05B0013045* OR G05B0013046* OR G05B0013047 OR G05B0013048* OR G05D0001* OR G06F000944* OR G06F0011140* OR G06F0011141* OR G06F0011142* OR G06F0011143* OR G06F0011144* OR G06F0011145* OR G06F0011146* OR G06F0011147* OR G06F0011148* OR G06F00111490* OR G06F00111491* OR G06F00111492* OR G06F00111493* OR G06F00111494* OR G06F00111495* OR G06F00111496* OR G06F00111497* OR G06F001122* OR G06F001123* OR G06F001124* OR G06F001125* OR G06F001126* OR G06F0011270* OR G06F0011271* OR G06F0011272* OR G06F0011273* OR G06F0011274* OR G06F0011275* OR G06F0011276* OR G06F0011277* OR G06F001518* OR G06F001714* OR G06F001715* OR G06F001716* OR G06F001720* OR G06F001727* OR G06F001728* OR G06F001924* OR G06K0007140* OR G06K0007141* OR G06K0007142* OR G06K0007143* OR G06K0007144* OR G06K0007145* OR G06K0007146* OR G06K0007147* OR G06K0007148* OR G06K00071490* OR G06K00071491* OR G06K00071492* OR G06K00071493* OR G06K00071494* OR G06K00071495* OR G06K0009* OR G06N0003* OR G06N0005* OR G06N0007* OR G06N0099* OR G06T000120* OR G06T000140* OR G06T0003400* OR G06T0003401* OR G06T0003402* OR G06T0003403* OR G06T0003404* OR G06T0003405* OR G06T0003406* OR G06T0003407* OR G06T0003408* OR G06T00034090* OR G06T00034091* OR G06T00034092* OR G06T0007* OR G06T0009* OR G08B002918* OR G08B002919* OR G08B002920* OR G08B002921* OR G08B002922* OR G08B002923* OR G08B002924* OR G08B002925* OR G08B002926* OR G08B002927* OR G08B002928* OR G10L0013* OR G10L0015* OR G10L0017* OR G10L0025* OR G10L0099* OR G11B002010* OR G11B002011* OR G11B002012* OR G11B002013* OR G11B002014* OR G11B002015* OR G11B002016* OR G11B002017* OR G11B002018* OR G16H005020* OR H01M000804992* OR H02H0001* OR H02P0021* OR H02P0023* OR H03H001702* OR H03H001703* OR H03H001704* OR H03H001705* OR H03H001706* OR H04L001224* OR H04L001270* OR H04L0012751* OR H04L002502* OR H04L002503* OR H04L002504* OR H04L002505* OR H04L002506* OR H04L002507* OR H04L002508* OR H04L002509* OR H04L00251* OR H04L002520* OR H04L002521* OR H04L002522* OR H04L002523* OR H04L002524* OR H04L002525* OR H04L002526* OR H04L0025030* OR H04L0025031* OR H04L0025032* OR H04L0025033* OR H04L0025034* OR

H04L0025035* OR H04L0025036* OR H04L0025037* OR H04L0025038* OR H04L00250390* OR H04L00250391* OR H04L00250392* OR H04L00250393* OR H04L00250394* OR H04L00250395* OR H04L00250396* OR H04L00250397* OR H04L00250398* OR H04L00250399* OR H04L002503991* OR H04L002503992* OR H04L002503993* OR H04L002503994* OR H04N00214660* OR H04N00214661* OR H04N00214662* OR H04N00214663* OR H04N00214664* OR H04N00214665* OR H04N00214666* OR H04N00214667* OR H04N00214668* OR H04R0025* OR G07C0009* OR G06F0021*) OR FIC=(G06N000302* OR G06N000303* OR G06N000304* OR G06N000305* OR G06N000306* OR G06N000307* OR G06N000308* OR G06N000309* OR G06N000310 OR G06N000308* OR G06N00099* OR G06N000704* OR G06K0009* OR G06K000900* OR G10L0013* OR G10L0025* OR G10L0015* OR G10L0017* OR G10L0099* OR G06F001727* OR G06F001728* OR G06F001730-180A* OR G06F001730-180B* OR G06F001730-180C* OR G06F001730-210A* OR G06F001730-210D* OR G06F001730-220A* OR G06F001730-310C* OR G06F001730-330C* OR G06K0009* OR G06F001900-130* OR G06N000300-140* OR G06F001114-676* OR G06F001122-657* OR G06F001122-663* OR G06K000714-082* OR H01M000804-992* OR H04N0021466* OR B60W003006* OR B60W003010* OR B60W003011* OR B60W003012* OR B60W003014* OR B60W003015* OR B60W003016* OR B60W003017* OR F02D004114-310H*) OR FTC=(5B078 OR 5B178 OR 5B064 OR 5L096FA OR 5L096GA OR 5L096HA OR 5L096JA OR 5L096KA OR 5L096MA07 OR 5B043 OR 5B064 OR 5B057CH OR 5B057DA OR 5B057DC OR 5H004KD23 OR 5H004KD31 OR 5H004 OR KD32 OR 5H004KD33 OR 5H004KD35 OR 5H004KD63 OR 5H301DD02 OR 5H301JJ OR 5H301LL OR 5D045 OR 5D015 OR 5B056BB OR 5B056HH03 OR 5B056HH05 OR 5B109QA OR 5B109RD02 OR 5B109RD03 OR 5B091 OR 5B075NK3 OR 5B075PP04 OR 5B075PP24 OR 5B075PP25 OR 5B075QP OR 5B075QT04 OR 5B075QT05 OR 5B064 OR 5L049DD04 OR 5J070BF16 OR 5B078 OR 5B048DD12 OR 5K030KA07 OR 5K030KA18 OR 5K030KA20 OR 5C164PA43 OR 5C164YA12 OR 5C087GG02 OR 3D241AF05 OR 3D241AF07 OR 3D241BA OR 3D241CE05 OR 3D241CE06 OR 3D241CE08 OR 3D241CE10 OR 3C707KT11 OR 3C707 OR LW1 OR 4C117XJ31 OR 4C117XK11 OR 3G301ND2 OR 3G301ND3 OR 3G301ND43 OR 3J552TA11 OR 3J552TA12 OR 3J552TA18 OR 3J552TA19 OR 3J552TA20)) AND CTB=(CLUSTERING OR (COMPUT* ADJ CREATIVITY) OR (DESCRIPTIVE ADJ MODEL) OR (INDUCTIVE ADJ REASONING) OR OVERFITTING OR (PREDICTIVE NEAR2 (ANALYTICS OR MODEL)) OR (TARGET NEAR2 FUNCTION) OR ((TEST OR TRAINING OR VALIDATION) ADJ2 DATA ADJ2 SET) OR BACKPROPAGATION OR SELF-LEARNING OR (SELF ADJ LEARNING) OR (OBJECTIVE ADJ FUNCTION) OR (FEATURE ADJ SELECTION) OR (EMBEDDING) OR (ACTIVE ADJ LEARNING) OR (REGRESSION ADJ MODEL) OR ((STOCHASTIC OR PROBABILIST*) ADJ3 (APPROACH* OR TECHNIQUE OR METHOD OR ALGORITHM)) OR (RECOMMEND* ADJ SYSTEM) OR ((TEXT OR SPEECH OR (HAND ADJ WRITING) OR FACIAL OR FACE OR CHARACTER) NEAR2 (ANALYSIS OR ANALYTIC OR RECOGNITION)))) AND CPC=(A01)

Appendix 2: Data and Robustness Checks

Table A2-1: Classification of companies according to their type and their respective number of AI-related patent families in agricultural industry (2000-2020).

| Companies | Type of company | All patent families | AI-related patent families | Share of AI-related patent families |
|-----------------------------------|-----------------|---------------------|----------------------------|-------------------------------------|
| DEERE & CO | Agriculture | 2,599 | 136 | 5.2% |
| CNH IND AMERICA LLC | Machinery | 1,400 | 85 | 6.1% |
| KUBOTA KK | Agriculture | 786 | 88 | 11.2% |
| YANMAR CO LTD | Machinery | 471 | 77 | 16.3% |
| LG ELECTRONICS INC | Electronics | 428 | 32 | 7.5% |
| AGCO CORP | Agriculture | 404 | 22 | 5.4% |
| HUSQVARNA AB | Agriculture | 402 | 90 | 22.4% |
| BOSCH GMBH ROBERT | Machinery | 375 | 48 | 12.8% |
| HONDA MOTOR CO LTD | Machinery | 335 | 57 | 17.0% |
| LELY PATENT NV | Agriculture | 270 | 22 | 8.1% |
| POSITEC POWER TOOLS SUZHOU CO LTD | Electronics | 114 | 36 | 31.6% |
| IBM | Electronics | 109 | 35 | 32.1% |
| CLIMATE CORP | Agriculture | 67 | 31 | 46.3% |
| ZAHNRADFABRIK FRIEDRICHSHAFEN | Electronics | 63 | 25 | 39.7% |
| AUTONOMOUS SOLUTIONS INC | Electronics | 48 | 34 | 70.8% |

| | | | | |
|-------------------------|-----------|-------|-----|--------|
| HUNAN VITAR TECH CO LTD | Machinery | 20 | 20 | 100.0% |
| Total | | 7,891 | 838 | 10.6% |

Table A2-2: Standard deviations of the main variables in the model

| | Standard deviation N = 7891 |
|--|---------------------------------------|
| Forward Citations Unbiased count | 0.111875154 |
| Stock agriculture patents | 981.9389343 |
| Stock AI patents | 730.6938692 |
| Stock all patents | 23514.58149 |
| Stock Creative AI | 10.98136306 |
| Stock Follow-up creative AI | 8.991306686 |
| Stock Low AI | 16.82255459 |
| CPC scope counts | 4.635611468 |
| Inventor counts | 1.893619097 |
| Forward Citations Unbiased count × Agriculture | 0.118022909 |
| Forward Citations Unbiased count × Electronics | 0.122430209 |
| Forward Citations Unbiased count × Machinery | 0.096274021 |

Table A2-3: Details of margins estimation for Model 3 Negative Binomial Regression.

| Model: (3) - Negative Binomial | Margin | Standard Error | 95% CIs | |
|--------------------------------|---------------|-----------------------|----------------|--------|
| Creative AI | 0.0532 | 0.0011 | 0.0510 | 0.0555 |
| Follow-up Creative AI | 0.0671 | 0.0031 | 0.0610 | 0.0733 |
| Low AI | 0.0342 | 0.0009 | 0.0324 | 0.0360 |
| Non-AI | 0.0455 | 0.0000 | 0.0454 | 0.0455 |
| Agriculture | 0.0536 | 0.0040 | 0.0457 | 0.0615 |
| Electronics | 0.0346 | 0.0038 | 0.0272 | 0.0420 |
| Machinery | 0.0391 | 0.0031 | 0.0329 | 0.0452 |
| Creative AI × Agriculture | 0.0676 | 0.0022 | 0.0633 | 0.0719 |
| Creative AI × Electronics | 0.0387 | 0.0021 | 0.0347 | 0.0428 |
| Creative AI × Machinery | 0.0366 | 0.0021 | 0.0324 | 0.0407 |
| Follow-up Creative AI × | 0.0729 | 0.0040 | 0.0651 | 0.0807 |

| | | | | |
|-------------------------|--------|--------|--------|--------|
| Agriculture | | | | |
| Follow-up Creative AI × | | | | |
| Electronics | 0.0431 | 0.0064 | 0.0306 | 0.0557 |
| Follow-up Creative AI × | | | | |
| Machinery | 0.0682 | 0.0113 | 0.0460 | 0.0904 |
| Low AI x Agriculture | 0.0392 | 0.0029 | 0.0335 | 0.0450 |
| Low AI x Electronics | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| Low AI x Machinery | 0.0408 | 0.0033 | 0.0344 | 0.0473 |
| Non-AI x Agriculture | 0.0527 | 0.0041 | 0.0447 | 0.0607 |
| Non-AI x Electronics | 0.0353 | 0.0040 | 0.0274 | 0.0432 |
| Non-AI x Machinery | 0.0383 | 0.0031 | 0.0323 | 0.0443 |

Table A2-4: Robustness Check – At least one citation estimation model.

| Dependent Variable: | At least one citation (0) | At least one citation (1) | At least one citation (2) |
|----------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|
| Model | Logistic | Logistic | Logistic |
| Follow-up creative AI | -0.173 (0.139) | 0.409** (0.203) | 0.101 (0.0758) |
| Low AI | -0.293 (0.200) | 0.0311 (0.192) | -0.288*** (0.0833) |
| Non-AI | 0.0908 (0.221) | 0.225 (0.172) | -0.152* (0.0782) |
| Electronics | 0.391*** (0.0302) | 0.131 (0.190) | -0.392*** (0.106) |
| Machinery | 0.00134 (0.00627) | 0.241 (0.189) | -0.273*** (0.0979) |
| Stock agriculture pa- tents | | 0.0000706 (0.000119) | 0.0000772 (0.000123) |
| Stock IA patents | | 0.0000637 (0.0000806) | 0.0000854 (0.0000921) |
| Stock all patents | | -0.00000383 (0.00000530) | -0.00000449 (0.00000542) |
| Stock Creative AI | | -0.0694*** (0.00717) | -0.0693*** (0.00694) |
| Stock Follow-up crea- tive AI | | -0.0181 (0.0150) | -0.0189 (0.0158) |
| Stock Low AI | | -0.0198** (0.00966) | -0.0199** (0.00962) |

| | | | |
|--|----------------------|-----------------------|---------------------|
| Inventor counts | | -0.0360*** | -0.0348** |
| | | (0.0138) | (0.0138) |
| CPC scope count | | 0.0174*** | 0.0165** |
| | | (0.00667) | (0.00714) |
| Follow-up creative AI × Electronics | | | -0.00302 (0.137) |
| Follow-up creative AI × Machinery | | | 0.731*** (0.206) |
| Low AI × Electronics | | | 0.469*** (0.104) |
| Low AI × Machinery | | | 0.614*** (0.122) |
| Non-AI × Electronics | | | 0.534*** (0.118) |
| Non-AI × Machinery | -0.970*** (0.213) | -0.377*** (0.0603) | -0.0134 (0.0500) |
| Constant | -0.173 (0.139) | 0.409** (0.203) | 0.101 (0.0758) |
| Nbr. Observations | 7,891 | 7,891 | 7,886 |
| Pseudo R^2 | 0.003 | 0.101 | 0.102 |

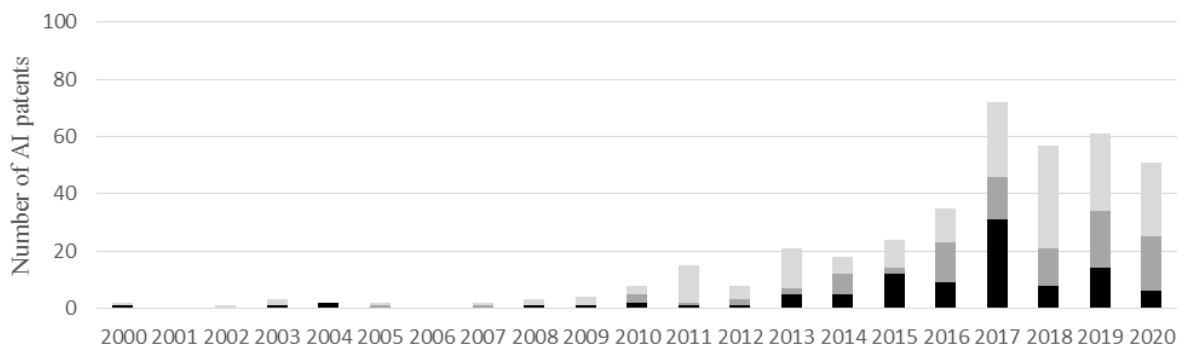
Table A2-5: Robustness checks - Inventions' performances model estimation with forward citations unbiased count multiply by 100

| Dependent Variable: | Forward Citations Unbiased count x 100 | Forward Citations Unbiased count x 100 | Forward Citations Unbiased count x 100 | Forward Citations Unbiased count x 100 |
|-------------------------------------|--|--|--|--|
| Model: | (1) | (2) | (3) | (4) |
| | Neg. Binomial | Neg. Binomial | Neg. Binomial | Linear |
| Follow-up creative AI | 0.916 (0.152) | 1.458*** (0.163) | 1.008 (0.0849) | 0.742* (0.0583) |
| Low AI | 0.596** (0.128) | 0.922 (0.103) | 0.796*** (0.0568) | 0.0491*** (0.00157) |
| Non-AI | 0.775*** (0.0628) | 0.879** (0.0511) | 0.742*** (0.0193) | 0.183*** (0.0264) |
| Electronics | 1.047*** (0.0108) | 0.792 (0.246) | 0.589** (0.128) | 0.0402** (0.0142) |
| Machinery | 0.802*** (0.00101) | 0.794 (0.231) | 0.618 (0.183) | 0.0238*** (0.00887) |
| Stock agriculture patents | | 1.000 (0.0000959) | 1.000 (0.0000996) | 0.999* (0.000274) |
| Stock AI patents | | 1.000 (0.000108) | 1.000 (0.000124) | 1.001 (0.000312) |
| Stock all patents | | 1.000 (0.00000639) | 1.000 (0.00000647) | 1.000 (0.0000132) |
| Stock Creative AI | | 0.971* (0.0150) | 0.971* (0.0149) | 0.905 (0.0359) |
| Stock Follow-up creative AI | | 0.979*** (0.00573) | 0.978*** (0.00560) | 0.980 (0.0252) |
| Stock Low AI | | 0.986*** (0.00302) | 0.986*** (0.00302) | 0.948*** (0.00352) |
| Inventor counts | | 0.999 (0.0245) | 0.999 (0.0253) | 0.967 (0.0832) |
| CPC scope count | | 1.022** (0.00979) | 1.022** (0.00969) | 1.073*** (0.00344) |
| Follow-up creative AI × Electronics | | | 1.413** (0.200) | 1.649 (0.694) |
| Follow-up creative AI × Machinery | | | 2.045*** (0.263) | 13.22*** (2.503) |
| Low AI × Electronics | | | 9.98e-10*** (1.19e-09) | 0.0690** (0.0281) |
| Low AI × Machinery | | | 1.269*** (0.0380) | 41.34*** (6.505) |
| Non-AI × Electronics | | | 1.382*** | 3.452* |

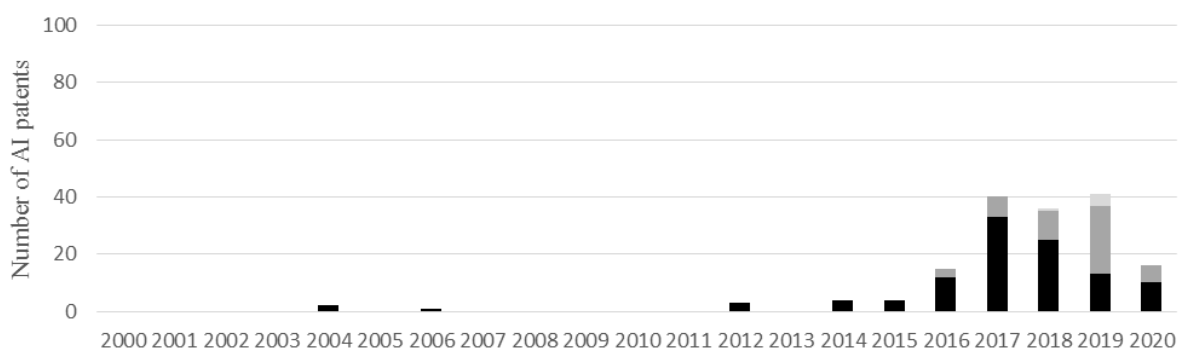
| | | | | |
|--------------------|-------|-------|---------|----------|
| | | | (0.145) | (1.106) |
| Non-AI × Machinery | | | 1.273** | 6.775*** |
| | | | (0.129) | (1.106) |
| Observations | 7891 | 7891 | 7891 | 7891 |
| Pseudo R^2 | 0.001 | 0.040 | 0.001 | 0.009 |

Notes: Robust standard errors in parentheses, clustered by industry. Results for negative binomial regressions are exponentiated coefficients (odds ratios). Base project type is agriculture, creative AI-based invention. * $p < 0.1$. ** $p < 0.05$. *** $p < 0.01$. **Figure A2-1:** Share of different AI types within the industries per year.

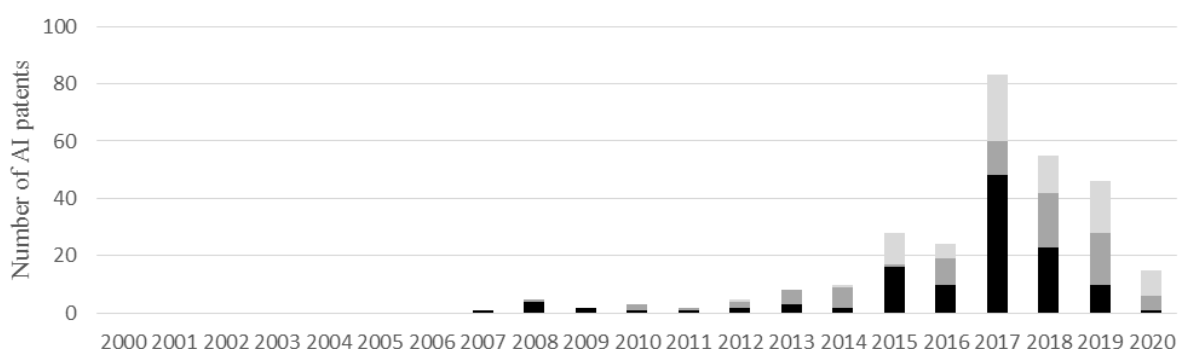
Agriculture



Electronics

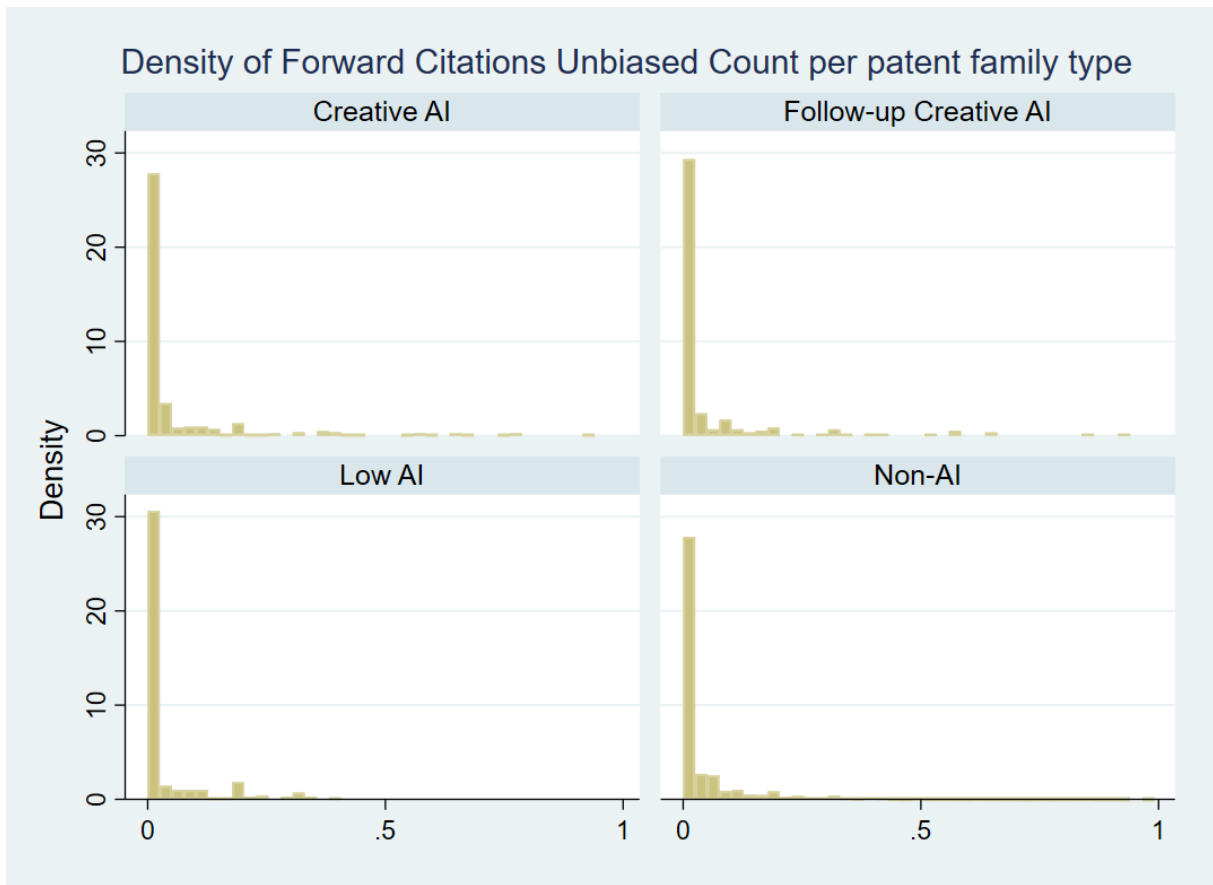


Machinery



■ Creative AI ■ Follow-up creative AI ■ Low (not creative) AI

Figure A2-2: Density of Forward Citations Unbiased count per patent family type.



Discussion générale et conclusion

Questions de recherche et résultats

Depuis bientôt 40 ans, l'usage qui est fait des brevets par les entreprises a radicalement évolué pour deux raisons. En premier lieu, un désintérêt vis-à-vis des brevets comme outils de protection. En parallèles, les entreprises ont trouvé des usages alternatifs aux brevets, notamment au travers de nouvelles stratégies d'appropriation (création de barrières à l'entrée, signaux de développement technologiques, garantie de ses capacités pour obtenir des financements, outils de collaboration). Ces usages dépendent alors de spécificités telles que la taille de l'entreprise, son secteur ou encore son modèle commercial. Cependant, notre connaissance de ces nouveaux usages du brevet s'appuie encore essentiellement sur des travaux conceptuels, des entretiens et les quelques observations empiriques ont été obtenues par des enquêtes. La présente thèse vise à approfondir cette compréhension de ces SA par l'usage de méthodes empiriques employant les données de brevets. De plus, de nouveaux modèles commerciaux et technologies, à l'origine de nouvelles pratiques de la PI, ont récemment émergés et soulèvent de nouvelles problématiques quant à l'usage des brevets. J'ai abordé ces thématiques à partir de trois questions de recherche et apporté des éléments de réponse développés dans six articles et cas d'étude sectoriels.

➤ **Comment définir et mesurer la qualité technologique des brevets sous l'angle du management stratégique ?**

1. Définir la qualité technologique comme un bloc non monolithique

Comme le démontrent les résultats rapportés par la littérature, le nombre de brevets ne semble plus refléter la production d'innovations. Pour prendre en compte cette évolution, il est nécessaire de considérer la qualité plutôt que la quantité. La première étape était donc de définir ce qu'est la qualité des brevets et comment la mesurer.

Trois qualités peuvent être attendues d'un brevet : la qualité technologique, la force juridique

et sa valeur économique. Notre intérêt portant sur les capacités d'innovation des entreprises, et la capacité de s'approprier la valeur de cette innovation, j'ai consacré mes travaux à la qualité technologique. J'ai réalisé ainsi une revue systématique de la littérature sur plus de 140 publications, ainsi qu'une vingtaine de brevets protégeant des méthodes d'analyse des brevets. Les conclusions de cette revue permettent de définir les règles de méthodologie de calcul des indicateurs utilisés par la suite dans les différentes études sectorielles. L'objectif de ces méthodologies est avant tout de diminuer au maximum les biais qui peuvent altérer l'efficacité des indicateurs. Pour cela, plusieurs règles de calcul doivent être imposées, notamment le calcul en familles et par cohortes annuelles.

La contribution théorique de cette revue consiste à proposer une définition de la qualité technologique des brevets. Beaucoup de classements et d'analyses de portefeuilles résumant la qualité des brevets par les citations reçues, car il s'agit encore aujourd'hui du meilleur indicateur de valeur et d'impact technologique du brevet. C'est une affirmation qu'il me paraît impossible de contredire au vu des différents résultats empiriques liant citations et performances financières (Jaffe & De Rassenfosse, 2017). Cependant, cet indicateur est loin d'être parfait. Résumer la qualité d'un portefeuille à sa capacité à générer des citations revient à négliger de nombreux aspects de l'innovation. Les citations ont en effet un défaut important à savoir le temps d'observation nécessaire. Dans les secteurs les plus dynamiques, on ne peut réellement différencier les inventions de rupture qu'au minimum 3 ans après leur publication, une période pouvant aller jusqu'à une dizaine d'années pour certaines technologies. De ce fait, la capacité des citations à servir d'indicateur prédictif est limitée.

D'autres indicateurs semblent plus adaptés cet usage : ce sont les indicateurs dits *ex ante*, que l'on peut calculer dès la publication du brevet. Il s'agit alors d'exploiter l'ensemble du contenu de ces derniers, comme leurs classifications technologiques, l'identité des inventeurs et surtout l'art antérieur. Là où les citations reçues, qui sont donc *ex post*, mesurent l'impact, les *ex ante*, mesurent plutôt la nouveauté et la portée. On peut alors

s'attendre à ce qu'une invention qu'on estime très innovante, radicale ou originale, et offrant de nombreuses possibilités d'application, ait par la suite un impact fort. Il n'en est pourtant rien. Différentes études empiriques rapportent des corrélations faibles entre indicateurs *ex ante* et *ex post* (Higham, De Rassenfosse & Jaffe, 2021 ; Squicciarini, Dernis & Criscuolo, 2013). Plus précisément, les résultats rapportent une relation non linéaire, et surtout variant fortement d'un domaine technologique à l'autre. La revue de littérature apporte des éléments théoriques expliquant ce manque de cohérence entre les différents indicateurs, que ce soit par des biais liés au management, aux technologies ou encore temporels et géographique. Face à l'ensemble de ces limites, il n'apparaît pas possible de résumer la qualité technologique d'un brevet au travers d'un seul aspect.

2. *Prendre en compte le management des brevets pour fluidifier le marché secondaire*

Il me paraît plus pertinent de considérer la qualité technologique des brevets comme un ensemble composé de différents aspects de la qualité technologique, s'influençant de manière variable, en fonction de la technologie. En conséquence, il est nécessaire de prendre en compte le management des brevets pour tenter de produire une évaluation extérieure de l'intérêt d'un brevet mis sur le marché. La « valeur » d'un brevet ne s'appuie plus alors sur sa qualité absolue, mais sur celle relative quant à l'utilisation que pourrait en faire un potentiel acquéreur. Il faut prendre en considération des éléments de gestion pour évaluer ces brevets comme la vitesse de mise sur le marché ou le temps de vie de ces technologies par exemple. Dans le secteur comme la pharmacie, il peut ainsi paraître plus avantageux d'acquérir de nombreuses inventions radicales, mais à faible impact, en espérant ouvrir la voie à de nouveaux développements sur le long terme. Dans des secteurs comme l'électronique, ce sont plutôt les inventions à fort impact à court terme qui auront le plus de valeur. Or, ces deux aspects de la qualité ne peuvent être ni définis ni mesurés de la même manière. Un système d'évaluation multicritères devrait permettre de réduire l'asymétrie

d'informations.

3. *L'analyse de contenu va-t-elle remplacer les indicateurs bibliométriques ?*

Une nouvelle génération d'indicateurs émerge à la fois dans la littérature académique et dans l'usage des praticiens que nous avons analysés au travers des méthodes brevetées. Il s'agit de l'analyse de contenu, c'est-à-dire du texte, ou plus rarement des images, décrivant l'invention dans le brevet. Ces outils d'analyse ont diverses applications : mesure de la nouveauté, détection de concurrents/collaborateurs potentiels, cartographie des inventions, développement d'une technologie... La plupart de ces travaux tendent aujourd'hui à mesurer de manière précise la similarité entre les brevets, ce qui permettrait d'estimer la nouveauté d'un brevet par rapport à son art antérieur, mais aussi son impact sur les technologies à venir. Les premiers résultats semblent prometteurs quant à la création d'un indicateur unique et fiable de qualité, aussi robuste pour mesurer la nouveauté que l'impact d'une invention. Cette génération d'indicateurs devrait rapidement surpasser en performance les indicateurs bibliométriques, qui s'appuient sur les métadonnées. Cependant, un déploiement sur une échelle similaire à celles des indicateurs bibliométriques se heurte à plusieurs défis. Tout d'abord, ces méthodes entraînent un coût initial conséquent autant en compétences qu'en capacité de calcul, ce qui fait qu'elles ne sont pas accessibles à tous les chercheurs. De plus, à l'inverse des indicateurs bibliométriques qui s'appuient sur des éléments certes imparfaits, mais concrets comme les citations ou les classifications, les méthodes d'analyse du contenu reposent sur des interprétations automatisées. De ce fait, il est nécessaire de passer par une phase de vérification conséquente. Cependant, cette phase est compliquée par l'absence de benchmark pertinent permettant de comparer l'efficacité des différentes méthodes. De manière générale, afin de déterminer si une intelligence artificielle est capable de saisir le contenu technologique d'un brevet, le test consiste à l'utiliser pour classer les brevets dans des classes technologiques. Le taux d'efficacité permet alors de comparer les modèles de vectorisation des brevets, mais la méthode présente de nombreuses limites. Tout d'abord,

cette mesure n'est pas parfaite, les examinateurs faisant de nombreuses erreurs, comme le démontrent les commissions annuelles chargées de reclassifier les brevets, mais également l'évolution constante des classifications technologiques. Ce dernier point démontre qu'il est impossible qu'une IA puisse prendre en compte correctement du contenu technologique si la classification employée pour l'entraîner n'est elle-même pas adaptée à ces technologies. S'il n'existe pas de chiffres officiels sur les erreurs internes des examinateurs, on sait qu'environ 8% des brevets américains sont reclassifiés, un taux qui peut atteindre jusqu'à 40% des dépôts au cours des années 1970 (Lafond & Kim, 2019). Une seconde limite est que l'objectif de l'analyse de contenu n'est pas de classer les inventions, mais le plus souvent de mesurer la similarité entre deux brevets, pour estimer l'impact ou la nouveauté de ceux-ci. Or il n'existe pas de mesure largement accessible permettant soit d'entraîner une IA soit d'estimer l'efficacité d'une méthode. Or, recourir encore une fois aux classifications pour l'entraînement ne fait que reproduire leurs fonctionnements et donc logiquement, on observera une corrélation forte entre le nombre de classes communes et la similarité mesurée par l'IA. Quel est donc l'intérêt de développer une méthode alternative si elle reproduit les biais de la bibliométrie classique ?

Face à ces limites, on peut se questionner si l'intérêt de l'IA n'est pas de remplacer les indicateurs bibliométriques, mais plutôt de développer de nouvelles applications. De la même manière que nous avons conclu dans notre étude sur le secteur agricole que produire de nouvelles applications grâce à l'IA avait plus d'impact que de l'employer pour des applications existantes, ne serait-il pas également plus pertinent d'adopter une approche plus radicale ? Dans mes travaux, j'ai recours à ces outils à deux reprises pour des usages où l'analyse bibliométrique est inenvisageable. En premiers lieux, la cartographie des brevets dans le secteur cosmétique où ils sont placés en fonction des mots-clés qu'ils contiennent. Dans un second temps, je propose une nouvelle application de ces méthodes sémantiques dans mon article consacré au secteur pharmaceutique. En m'appuyant sur la méthode de Arts et al. (2020), employée à l'origine pour calculer des indicateurs de qualité,

j'ai développé ma propre méthode empirique pour estimer la taille des *Patent Fences*. Utilisées de pair avec les indicateurs bibliométrique de nouveauté, ces méthodes nous ont permis de produire les premières mesures de brevets stratégiques, démontrant ainsi l'intérêt d'une approche radicale, mais en lien avec l'art antérieur.

➤ **Peut-on établir un outillage méthodologique pour mesurer ces stratégies identifiées précédemment ?**

Différentes stratégies d'appropriation de l'innovation ont déjà été identifiées par les travaux précédents. Cependant, les éléments empiriques obtenus par des informations objectives et extérieurs à l'objet étudié restent très rares. Afin d'améliorer notre compréhension de l'usage stratégique des brevets, j'ai développé au cours de mes travaux des méthodologies appuyées sur les données de brevets.

1. *La stratégie d'un leader.*

Le marché des cosmétiques est dominé par L'Oréal, un acteur qui, face à plusieurs concurrents importants tels que P&G ou Unilever, représente environ un tiers du marché. Cette configuration nous permet d'analyser les stratégies de brevet d'un leader sur un marché oligopolistique, un cas qui n'a pas encore fait l'objet d'analyse empirique.

L'analyse par les indicateurs de qualité comme les citations, nous permet de constater que le portefeuille de L'Oréal fait office d'exception, notamment du fait de sa taille et sa composition. Même si elle possède le plus grand nombre de brevets de qualité (impact fort et modéré) en valeur absolu, dans leur grande majorité de ces brevets sont de très faible qualité. Compte tenu des coûts de dépôt et d'entretien d'un tel portefeuille, cette stratégie peut paraître paradoxale. Pour répondre aux interrogations soulevées par l'analyse des indicateurs, il faut envisager la structure du marché du cosmétique et recourir à d'autres outils d'analyse stratégique. Avec environ un tiers des parts du marché mondial et sans concurrents de taille égale, L'Oréal domine le secteur. Son comportement de brevetage

reflète les stratégies qu'elle applique pour maintenir son hégémonie.

Nous pouvons alors comparer la stratégie brevet de L'Oréal à celles de trois autres entreprises également en position de leadership, mais dont les usages des brevets diffèrent radicalement.

Prenons l'analyse des pratiques du groupe Thales dans le cadre des travaux de Azzam, Ayerbe & Dang (2017). Afin d'augmenter la qualité et réduire le coût des prestations de ses sous-traitants, la branche aérospatiale du groupe les autorise à vendre des produits exploitant les technologies sous licences à d'autres entreprises que Thales. De la même manière, Tesla facilite grandement l'accès à ses technologies brevetées afin d'accélérer la diffusion des technologies de ses véhicules électriques et bénéficier d'effet de réseau (Baudry & Dumont, 2020). Tesla tente alors de transformer un leadership technologique en leadership de son marché. À l'inverse, L'Oréal n'accorde aucune licence et préfère garder un grand nombre de *brevets dormants*, non pour protéger un produit commercialisé, mais afin d'empêcher ses concurrents d'acquérir des droits sur des technologies leur permettant de commercialiser les leurs. Malgré leur position dominante commune, leurs pratiques du licensing diffèrent complètement, ce que l'on peut tenter d'expliquer par les spécificités technologiques qui leur sont propres. Thales officie dans un domaine complexe, où la production requiert l'assemblage de nombreuses pièces confié à un réseau de différentes PME travaillant en tant que sous-traitants. De ce fait, garder le contrôle des DPI sur l'ensemble des composants rend nécessaire la collaboration avec ce réseau. L'Oréal, officiant dans un secteur discret où les produits sont couverts par des DPI regroupés autour de quelques brevets, n'a pas besoin de recourir à la production de composants via les licences pour confectionner ses produits. Pour conserver son leadership dans le secteur, L'Oréal préfère alors recourir à l'exclusion plutôt qu'à la collaboration. Afin de garder un contrôle total sur le secteur et conserver une domination technologique, le groupe ne permet à aucun concurrent potentiel de s'appuyer sur ses propres technologies. Ce choix stratégique se

traduit par le haut niveau d'originalité moyen de ses inventions, la rareté de ses brevets généraux ainsi que la grande quantité de brevets de faible qualité. L'Oréal représente donc un cas pratique du modèle de Gilbert & Newberry (1984), où un acteur dominant peut se servir de ses ressources supérieures en s'emparant des droits de PI sur une grande partie des nouvelles technologies et conserver sa position dominante. Pour ce faire, l'entreprise a recours à une stratégie *Preemptive Patenting* telle qu'identifiée dans les travaux précédents (Neuhäusler, 2012; Ziedonis, 2004).

Du fait de son recours à cette stratégie de brevet bloquant, le cas de L'Oréal est d'avantage similaire au duopole Gillette et Schick-Wilkinson analysé par Sternitzke (2017). De la même manière que L'Oréal, Gillette conserve son avance en recourant au *Preemptive Patentings* afin d'empêcher de manière systématique son concurrent de créer des places fortes de DPI. Cependant, ce cas diffère de celui de L'Oréal du fait de la composition du marché. Sternitzke (2017) décrit des emboîtements de brevets très précis, L'Oréal pour sa part, a recours au *Preemptive Patentings* de manière systématique, c'est-à-dire très large, mais moins organisée. L'entreprise ne cherche pas à prédire dans quelles directions vont se diriger ses concurrents et à leur barrer spécifiquement cette route technologique, mais plutôt à bloquer toutes leurs options. Elle ne peut se permettre la même précision que Gillette qui ne fait face qu'à un seul concurrent d'envergure à savoir Schick-Wilkinson. En effet, L'Oréal occupe une position de leader face à un oligopole composé de très grands groupes comme Procter & Gamble ou Unilever.

Afin de comprendre pleinement la stratégie de L'Oréal et la taille disproportionnée de son portefeuille, nous avons pu recourir à l'analyse cartographique des brevets et repérer ainsi la position de ses brevets par rapport à ceux de ses concurrents.

Sur l'ensemble de la carte, au niveau des montagnes où la concentration de brevets est la plus forte et qu'ils se superposent, aucune entreprise ne parvient réellement pas à s'imposer.

Mais en ce qui concerne des domaines comme le maquillage, les soins capillaires et les teintures, L'Oréal a réussi à s'approprier des zones technologiques conséquentes. Elle semble ici adopter une stratégie défensive en s'appropriant l'ensemble des droits sur une technologie, non seulement autour de ses inventions clés, mais également de l'entièreté de son domaine technologique. La stratégie de L'Oréal pour conserver sa position de leader paraît donc être en somme de ne pas laisser la moindre chance à ses concurrents de s'élever à son niveau.

2. L'utilisation marketing des brevets.

Le secteur cosmétique est probablement l'un des secteurs où l'image des marques est la plus importante, et où les budgets de R&D dépassent rarement ceux de marketing. L'utilisation des brevets comme un outil de communications des capacités d'innovations est déjà connue (Thumm, 2004), mais elle a le plus souvent été observée pour des structures de tailles plus réduites (Cohen et al., 2000; De Rassenfosse, 2012; Holgersson, 2013). Pourtant, un tel usage des brevets par des entreprises de grandes tailles dans ce secteur devient évident si l'on compare la qualité des portefeuilles, une fois les dépenses en R&D considérées :

La proportion d'inventions à impact fort (dans le top 1%) et modéré (top 10%), varie de manière conséquente. On observe une absence de corrélation entre la taille du portefeuille, et la qualité de sa composition. Par exemple, pour un portefeuille presque deux fois moins important, P&G a déposé deux fois plus d'inventions de qualité que Kao.

Le portefeuille le plus faible en nombre de brevets de qualité est celui de Amorepacific même si deux autres portefeuilles sont plus petits en nombre de brevets. Du fait d'un budget de R&D réduit par rapport aux autres entreprises de l'étude, la recherche de l'entreprise coréenne paraît défailante. Sur la base d'un faible nombre d'inventions de qualité, elle va multiplier les brevets « marketing », vraisemblablement pour la caution scientifique qu'ils apportent aux produits, plutôt que pour les protéger d'éventuelles copies, étant donné que la technologie n'est pas très innovante. S'il est possible de trouver des brevets ayant ce

même rôle dans d'autres secteurs, celui des cosmétiques est le domaine par excellence où rencontrer ce type de brevets. Le secteur entier reposant sur le paraître, le marketing et l'image de marque y sont plus importants que nulle part ailleurs. Les brevets « marketing » sont donc même quasiment spécifiques à ce secteur, et Amorepacific constitue un cas d'école, même si les autres entreprises y recourent également dans des proportions moindres.

3. *Les stratégies défensives d'exclusion.*

L'Oréal est un cas particulier, et son recours aux brevets défensifs est très important par rapport aux usages plus courants. Afin d'approfondir l'analyse de l'utilisation des brevets d'exclusion, j'ai porté mon attention sur la pharmacie, secteur par excellence des technologies discrètes. Un brevet peut y porter à lui seul l'activité d'une entreprise sur plus de 20 ans. Il est alors essentiel qu'il soit protégé, et surtout qu'un concurrent ne puisse obtenir son propre brevet en variant légèrement la technologie. Pour éviter cela, les entreprises déposent tout un ensemble de variations de la technologie clé, érigeant ainsi une barrière de brevets. Même si les deux stratégies sont assez similaires, cette approche diffère du *Preemptive Patenting*. Elle est en effet plus fine, car elle ne consiste pas à inonder le secteur de brevets, mais plutôt à construire des barrières denses et organisées autour de technologies clés.

Pour identifier les *Fences* protégeant chacun de ces brevets, j'ai conçu une méthode de mesure employant la similarité sémantique. Pour chaque brevet, j'ai ainsi détecté les brevets similaires déposés par une entreprise 6 mois avant et après chaque nouveau dépôt.

J'ai ainsi pu démontrer que la taille (en termes de nombre de brevets) de la barrière érigée par une entreprise est proportionnelle à la qualité et à l'importance que revêt à ses yeux le brevet ainsi protégé. Ainsi, les brevets ayant les plus grandes barrières observées reçoivent jusqu'à deux fois plus de citations, et ont 4 fois plus de chance d'être des inventions de

rupture (*i.e.*, le top 1%). De même, l'entreprise s'appuie sur ces brevets pour développer ses technologies suivantes, car elles reçoivent plus d'autocitations, c'est-à-dire des citations d'une famille à une autre appartenant toutes deux à la même entreprise. Les brevets les plus protégés sont 6 fois plus nombreux à recevoir des autocitations en proportion, et ceux qui en reçoivent en ont jusqu'à 2 fois plus. De plus, l'analyse de la taille moyenne des portefeuilles révèle que ce sont les entreprises qui disposent déjà de portefeuilles de grande taille qui ont le plus souvent recours à cette stratégie. Il s'agit donc d'une stratégie réservée aux grandes entreprises disposant de moyens conséquents, confirmant alors les différentes enquêtes ayant pour objectif d'analyser les motivations à breveter des entreprises. En effet, déployé, un brevet de bonne qualité est coûteux : il faut mobiliser des équipes occupant des positions importantes, réaliser un état de l'art, rédiger le brevet avec des juristes et des conseillers en propriété intellectuelle, puis s'acquitter de différents droits aux offices. Ces conclusions viennent contribuer à l'argument selon lequel soulevé les petites structures ne peuvent bénéficier des brevets autant que les grandes (Arundel et al., 1998; Lanjouw & Schankerman, 2004; Mansfield, 1986), ce qui apparaît particulièrement vrai dans le secteur de la pharmacie.

➤ **Comment les entreprises adaptent elles le management de leur PI à l'émergence des nouvelles technologies ?**

En nous appuyant sur la délimitation fournie par le WIPO (2019) des technologies de l'intelligence artificielle, nous avons rassemblé les brevets-cœur de ce domaine. Par la suite, nous nous sommes intéressés à deux problématiques : le management de la PI spécifique aux plateformes, et l'impact de l'implication de l'entreprise dans plusieurs secteurs sur ses capacités stratégiques à renouveler son portefeuille de technologies par l'IA avec le cas du secteur agricole.

1. *L'impact particulier du modèle commercial des plateformes sur le management des brevets comme outside-in des connaissances technologiques.*

Dans un premier temps, nous avons identifié les brevets des plateformes internet ainsi que ceux des entreprises ayant collaboré avec ces organisations en tant que co-déposants. Afin de prendre en compte leurs tailles et leurs moyens, nous avons regroupé ces entreprises différentes catégories en fonction de leurs nombres d'employés pour distinguer les petites et moyennes entreprises des grands groupes. De plus, nous avons distingué parmi les grandes structures les plateformes, les grandes entreprises ainsi que les universités. Cette catégorisation nous permet d'étudier le comportement des déposants en fonction de leurs tailles, mais aussi de leurs activités. Nous avons alors comparé comment ces déposants exploitaient et contribuaient à l'innovation via les brevets en tant que flux de connaissances technologiques.

Nous avons ainsi pu démontrer que si l'ensemble des brevets publiés contribuent à la création globale de connaissances dans l'échantillon, les catégories distinctes de déposants ne bénéficient pas dans les mêmes proportions des flux de connaissance générés par les brevets. Complétant les travaux précédents, ce résultat permet de nuancer notre connaissance du processus d'*outside-in* en fonction de la taille et du modèle commercial des entreprises.

Premièrement, le fait que les PME semblent bénéficier de tous les brevets à l'exception de ceux des autres PME reflète leurs usages de la PI. Il s'agit d'un résultat cohérent avec les travaux antérieurs indiquant que bien que partenaires de premier ordre dans le cadre de pratiques d'innovation ouverte, les petites structures ne collaboraient pas avec leurs concurrents directs (Brunswicker & Chesbrough, 2018). Les PME vont essentiellement utiliser les brevets comme outil de différenciation afin notamment de convaincre de leur potentiel d'innovation (De Rassenfosse, 2012). Pour ce faire, il est nécessaire de se démarquer de ses

concurrents et donc de démontrer sa capacité à produire soit même des technologies innovantes, sans les sourcer chez ses concurrents. De plus, concernant des technologies complexes, de précédents travaux ont déjà démontré que les entreprises doivent déposer de nombreux brevets afin de gagner en pouvoir de négociation dans les *Patent Thickets*. Ne possédant pas les moyens d'imposer leurs positions en déposant plus de brevets que les autres, les PME, de façon cohérente, se tiennent éloignées de leurs concurrents directs et évitent le risque de conflits sur les DPI.

Ensuite, les grandes firmes sont les premières bénéficiaires en ce qu'elles profitent des publications de tous les déposants. À l'inverse, les plateformes ne bénéficient que très peu des publications de brevets, ce qui semble démontrer leur rôle de producteur de connaissances plutôt que de capteur de celles des autres. Les plateformes apparaissent alors comme faisant figure d'exception, les grandes structures étant reconnues comme celles qui bénéficient le plus des partages de connaissances, recevant bien plus de connaissances qu'elles n'en diffusent (Brunswicker & Chesbrough, 2018). Il semblerait donc que les activités de développement technologique demeurent plus décisives que les ressources dans les prises de décisions du management de la PI.

2. *L'influence de l'implication dans le secteur.*

Les résultats de l'analyse de l'usage de l'IA pour le renouvellement des technologies dans le secteur agricole illustrent la nécessité de maîtriser des compétences préalables dans un domaine technologique pour valoriser les nouvelles technologies issues de l'IA. Nous avons pu constater que les dépôts des entreprises n'officiaient que dans ce secteur différaient de ceux des entreprises actives dans d'autres comme les secteurs électronique ou mécanique. En raison de leurs expériences et de leur stock de technologies pré-intelligence artificielle, les spécialistes du secteur brevètent en proportion très élevée des inventions exploi-

tant l'IA mais incrémentales car basées sur leurs anciennes technologies. À l'inverse, les nouveaux entrants provenant du secteur électronique déposent en majeure partie des inventions basées sur l'IA pour des applications qu'ils ne produisaient pas auparavant. Les entreprises en mécanique font alors office de justes milieux. S'ils n'exercent pas uniquement dans le domaine agricole, leur activité dépend fortement de ce secteur. Pour ces raisons, leur proportion de dépôt d'IA créative est à mi-chemin entre les spécialistes et les nouveaux entrants.

On peut alors comparer ces résultats à ceux de la première étude sectorielle sur le cosmétique. Une caractéristique de ce secteur est la présence conjointe d'entreprises dites « spécialistes » et d'autres « généralistes », termes qualifiants respectivement celles qui n'opèrent que dans le secteur cosmétique comme L'Oréal, et les autres, comme Procter & Gamble, qui diversifient leurs activités sur plusieurs domaines. L'analyse des indicateurs montre que l'appartenance à l'un ou l'autre de ces groupes affectent la qualité de leurs brevets. Pour démontrer cela, nous avons conçu une nouvelle taxonomie basée sur deux indicateurs existants : d'une part, l'originalité qui rend compte de la combinaison de connaissances diverses et, d'autre part, la généralité à propos de la diversité des applications de chaque invention. Nos résultats démontrent que les entreprises « spécialistes » produisent des inventions plus originales, alors que les inventions des « généralistes » offrent davantage d'applications. On explique ces résultats par le fait que les seconds vont utiliser leurs brevets pour protéger des produits de différents secteurs, ce que ne font pas les premiers. Les « généralistes » accordent des licences sur ces brevets, ce qui n'est pas, par exemple, dans le modèle commercial de L'Oréal.

Ces résultats ne correspondent toutefois pas à ceux des technologies émergentes. Dans le domaine cosmétique, on observe que les inventions de « spécialiste », plus originales, ont moins d'impact que des inventions incrémentales des « généralistes ». À l'inverse, dans l'IA agricole, les plus impactantes sont les inventions radicales, ce qui implique un double

premium pour les entreprises officiant principalement dans un seul secteur. En effet, elles bénéficient plus de l'IA que les autres et sont, du fait de leur passif dans le secteur avant l'IA, capables plus facilement de produire des inventions radicales de « spécialistes ». Il semblerait ainsi que concernant les technologies émergentes, la production d'inventions de haute valeur dépende d'une prise de risque exprimée par des inventions radicales, appuyée sur des compétences technologiques plus anciennes et spécialisées, et détenues par des acteurs déjà très actifs avant l'émergence des nouvelles technologies.

3. *L'impact de l'IA sur le management de l'innovation.*

Nous avons constaté deux phénomènes nouveaux apportés par l'émergence de brevets sur des inventions de l'IA.

Tout d'abord, il semble qu'un nouveau modèle de management de l'*outside-in* des plateformes émerge. Leurs usages constituent un hybride entre une entité productrice de technologie, et une grande entreprise pouvant les exploiter. Elles s'appuient sur leurs connaissances internes avancées des nouvelles technologies, notamment de l'IA, pour renforcer leur croissance, plutôt que de s'appuyer sur un *out-sourcing* de cette connaissance. Ce nouveau modèle est donc une des premières conséquences de l'IA sur les pratiques de management de la PI.

Si les entreprises plus investies dans l'IA, comme les plateformes, semblent être en tête dans la course aux nouveaux brevets d'IA en général, il faut comparer ce résultat à ceux de la seconde étude IA portant sur un secteur pré-IA. Dans le secteur agricole, nous observons que ce sont les entreprises ayant une expérience antérieure plus conséquente dans le secteur qui bénéficient le plus de l'introduction de l'IA. De plus, en termes d'impact, les inventions radicales et celles qui étendent les capacités de la firme dans le domaine sont celles qui connaissent les meilleures performances. Ces deux résultats devraient pousser les entreprises pionnières du secteur à la prise de risque pour valoriser au mieux leur expérience du secteur. Ce modèle de renouvellement stratégique constitue donc la seconde

conséquence de l'IA.

Limites et perspectives de la recherche

1. Robustesse des résultats et évolution des méthodes d'analyses.

L'utilisation des données de brevets est l'élément clé des différentes méthodes d'analyses employées au cours de mes travaux. Ce recours aux données présente trois limitations qui sont autant d'opportunités d'approfondissement des travaux réalisés.

On reproche couramment aux données de brevets qu'elles ne représentent pas l'entièreté de la production d'innovation des entreprises, mais uniquement celles pour lesquelles elles estiment que le brevet est une méthode de protection adaptée, et cette remarque ponctue régulièrement les discussions des travaux appuyant leurs méthodologies sur elles. Cette critique ne me paraît pas pertinente vis-à-vis de mes travaux, et j'y répondrais en deux points. Comme je le démontre dans la revue de la littérature, les brevets qui ne sont pas une source parfaite d'informations, en constituent la plus efficiente. De plus, cette limite ne vaut que pour la question de la mesure des capacités de production d'innovation, et non dans le cadre du management stratégique des brevets. Les brevets stratégiques ne servent pas à la protection d'une invention, mais sont dévolus à des objectifs de communication, de négociation, de coopération ou d'exclusion. Si une entreprise décide de ne pas breveter une invention, c'est qu'elle estime ne pas pouvoir, par manque de moyens ou de capacité, déployer une telle stratégie ou que l'invention est incompatible avec ladite stratégie. L'analyse des brevets stratégiques suppose alors que l'entreprise a préféré le brevet au secret, et donc veut déployer une stratégie. La question des inventions non brevetées n'est donc pas pertinente. Il s'agit juste d'une autre stratégie de PI. C'est sur ce dernier point qu'apparaît réellement une limite de mes travaux qui s'appuient uniquement sur les données de brevets. Le nouveau management des brevets s'inscrit dans le management de la PI qui comprend d'autres actifs, tels que les marques et les designs, et d'autres stratégies, tels que

le secret susmentionné ou les collaborations. Ces différents éléments ne constituent pas un ensemble de dichotomies. Des travaux récents tendent à montrer l'existence de gains liés à la complémentarité de ces actifs et stratégies (Guo-Fitoussi, Bounfour, 2019). Intégrer ces différents éléments est nécessaire pour comprendre comment les entreprises obtiennent des avantages compétitifs par la PI, d'autant plus dans des secteurs comme celui des cosmétiques qui s'appuie autant sur l'innovation que sur la communication.

L'analyse du recours aux stratégies brevets à travers les données est à l'origine d'autres défis. Afin de donner du sens aux résultats obtenus par les données, il est nécessaire de les confronter au réel. Ceci peut se faire soit par la confrontation des résultats avec l'expérience d'un expert du secteur, soit au travers des résultats précédents des enquêtes (Giuri et al., 2007 ; Holgersson, 2013 ; Holgersson & Granstrand, 2021) et des travaux plus conceptuels (Gilbert & Newberry, 1984 ; Teece, 1986). Pour ma part, j'ai eu l'opportunité de collaborer avec un ancien cadre PI de L'Oréal, Frédéric Caillaud, et j'ai pu présenter mes travaux à d'autres experts de l'entreprise. Les commentaires des personnes en charge d'appliquées les SA enrichissent considérablement l'interprétation des données. Sans cette étape, l'analyse des données ne peut que déboucher sur des hypothèses quant aux motivations des déposants ou confirmer les travaux qualitatifs précédents. Comme cela s'est déjà fait dans la littérature (Blind et al., 2009), le recours à une méthodologie mixte, confrontant entretiens et l'analyse des données, permet d'approfondir davantage la compréhension du management stratégique de la PI, et d'affiner les outils empiriques. Je reste alors persuadé de l'intérêt de continuer ces recherches en entretenant une relation étroite avec les acteurs de l'industrie et en confrontant les résultats issus des données à ceux des enquêtes.

Par-delà cette première nécessité, les résultats empiriques remettent en question l'utilisation même des indicateurs. Le manque de capacité de prédiction des indicateurs *ex-post* par les indicateurs *ex-post* limite grandement leur pouvoir prédictif. Comme le conclut la revue de littérature sur les indicateurs de qualité technologique, les indicateurs sémantiques seront

bientôt plus performants que les bibliométriques. Déjà plusieurs travaux s'appuient sur les modèles sémantiques modernes très puissants, tels que le modèle de Google BERT qui avance des performances prédictives impressionnantes (Kelly, Papanikolaou, Seru & Taddy, 2018; Lee & Hsiang, 2020; Srebrovic & Yonamine, 2020). Une fois ces premiers résultats validés, il sera nécessaire de mettre à jour la méthode en y intégrant les plus récentes avancées afin d'améliorer la précision des résultats. Ces nouvelles méthodes peuvent alors s'employer *in fine* à comparer les portefeuilles et les pratiques, mais également en amont dans le cadre de travaux de cartographie ou l'identification des *Patent Fences*.

Enfin, en plus de l'amélioration des techniques d'estimation de similarité sémantique, l'analyse des *Patents Fences* du secteur pharmaceutique nécessite une analyse plus approfondie. Si la méthode permet d'estimer la taille de la barrière érigée autour de ses brevets, elle ne permet pas forcément d'isoler les brevets-cœurs de ceux qui constituent les barrières. En elle-même, la méthode de détection pourrait être améliorée par l'optimisation des paramètres, comme le seuil de similarité ou le laps de temps à considérer. Aussi, afin d'en apprendre plus sur l'efficacité de cette stratégie, nous pourrions relier les brevets de grande qualité et très protégés aux médicaments qu'ils portent sur le marché. Dans un second temps, nous pourrions mesurer la capacité de l'entreprise à empêcher ses concurrents de déposer des brevets similaires. Les *Patent Fences* sont extrêmement spécifiques au secteur pharmaceutique et aux technologies discrètes. D'autres pratiques spécifiques à d'autres secteurs mériteraient une attention similaire pour parfaire notre compréhension des stratégies de brevets.

2. *L'intérêt stratégique, une nouvelle composante de la valeur des brevets ?*

Nous avons plusieurs fois évoqués que la valeur d'un brevet est souvent considérée comme la somme d'éléments comme la qualité technologique, sa force légale mais également des éléments contextuels comme la législation, le cycle de vie ou encore la complémentarité avec les autres actifs de l'entreprise. Ces éléments ont en commun de résulter de la capacité

de l'entreprise à valoriser l'invention protégée, mais négligent les nombreuses utilisations stratégiques du brevet que nous avons identifiés dans nos travaux, mais qui représentent pourtant une grande partie des motivations à breveter. On trouve facilement plusieurs explications à cet oubli de la littérature. Tout d'abord, sa multitude, car il y a presque autant d'intérêt stratégique qu'il y a de domaines technologiques ou de types de déposant. Cela nécessite donc une connaissance accrue des pratiques de chaque secteur, ce qui rend l'analyse d'une stratégie et ses résultats bien moins généralisables que, par exemple, la mesure de l'impact technologique qui contribue à la valeur d'un brevet quel que soit le domaine ou le déposant. Ensuite, l'intérêt stratégique est négligé car plus complexes à calculer que les autres indicateurs. Il nécessite soit de mobiliser d'autres types de données (financières, marchés, comptables...) soit d'autres méthodes d'analyses (intelligence artificielle, analyse de graphes...). Enfin, la plupart des indicateurs prennent en compte la valeur individuelle des brevets, or l'utilisation stratégique se fait le plus souvent par l'utilisation de multiples brevets qui doivent être considérés comme un tout. Ainsi, un brevet n'aura pas le même intérêt stratégique en fonction de son propriétaire, ce qui impose d'avoir recours à une analyse multi-niveau, en considérant à la fois l'environnement local du brevet (le portefeuille) et globale (le domaine technologique).

Malgré ces difficultés, il est nécessaire de prendre en compte l'utilisation stratégique, au même titre que la qualité technologique ou la force légale, pour procéder à l'analyse de portefeuilles. Afin de comparer ce qui est comparable, il faut donc dissocier les dépôts relevant d'activité d'innovation, et ceux relevant plutôt d'activité de valorisation. Cette distinction est nécessaire à la fois pour l'analyse stratégique, mais également de la production d'innovations. Ainsi, comme le démontre le cas de L'Oréal, une entreprise ayant une utilisation stratégique des brevets peut se voir pénaliser par des classements prenant en compte la qualité moyenne, malgré des capacités d'innovation supérieures.

Pour poursuivre dans cette voie, une fois la distinction faite, étudier l'interaction entre

brevets stratégiques et d'inventions permettrait d'approfondir l'analyse des cycles d'innovations, entre découvertes et exploitations commerciales. Klepper (2002 SOURCE) montre, qu'à un âge donné, les firmes entrées tôt et celles présentant une expérience antérieure à l'entrée devraient présenter un taux de survie plus élevé que les derniers entrants et les firmes sans expérience. Notre connaissance de l'usage des brevets va alors dans ce sens, par exemple dans le domaine médical, dès la découverte d'une molécule, un très grand nombre de brevets sont déposés par anticipation, et cela avant même que les recherches soient achevées. L'exploitation serait alors bien plus proche de la découverte, voire simultanée, et commencerait par l'obtention des droits de PI et la formalisation de la base de connaissance de l'entreprise. Cette anticipation pourrait alors en partie expliquer pourquoi les firmes plus anciennes réussissent mieux. On retrouve un cas pratique de cette conjoncture dans notre analyse de l'IA dans le domaine agricole, où les acteurs ayant de l'expérience, autant en technologie qu'en propriété intellectuelle, dans le domaine ont mieux réussi à valoriser les nouvelles inventions basées sur l'IA.

3. *De nouvelles stratégies d'appropriation encore inexplorées.*

Au travers de plusieurs cas d'étude, mes travaux révèlent des pratiques propres aux secteurs et technologies étudiés. On peut toutefois sereinement supposer de l'existence d'autres stratégies. Certaines d'entre elles comme les *Patent Thickets* ont déjà fait l'objet d'études à grande échelle (Gałkowski, Dietl, Skrok, Whalen, & Rockett, 2020 ; Shapiro, 2000). D'autres n'ont pas encore été suffisamment investiguées. Étudier ces stratégies et pratiques nécessitera alors de s'entretenir à nouveau avec les managers de brevets afin de comprendre leurs motivations et leurs stratégies. Il faudra aussi développer de nouvelles méthodes d'analyse pour les quantifier au travers des données de brevets. Par-delà, la question des brevets, il sera également nécessaire de considérer la PI comme un tout dans le cadre des stratégies déployées par les entreprises. Les brevets représentent la partie technologique de la PI, et beaucoup d'industries profitent de l'effet de levier propre à leur capacité technologique notamment du fait de la complémentarité avec d'autres actifs comme les marques ou le design. Approfondir les travaux sur l'industrie cosmétique en incluant les éléments marketing apportera une nouvelle dimension à l'analyse et une compréhension plus globale de l'usage des brevets dans ce secteur.

Je soulignerais aussi que l'objet de cette étude est vivant. Les stratégies et les pratiques changent au fil de l'évolution de l'environnement brevet et des technologies. Le premier facteur de cette évolution est la législation des brevets. Les législations tendent aujourd'hui vers un renforcement de la collaboration entre les offices au travers des divers accords internationaux. Comme le montre la littérature substantielle sur les effets du *Bayh-Dole Act*, les déposants adaptent leur utilisation des brevets au changement de législation de manière significative (Mowery, Nelson, Sampat, & Ziedonis, 2001 ; Penin, 2010). Les chercheurs, comme les décideurs politiques et industriels, observent attentivement les nouveaux usages des entreprises face aux évolutions actuelles du système qui seront sans nul doute à l'origine de questions de recherche.

Autre facteur d'importance : l'évolution des technologies. Les études sur l'impact de l'IA sur le management de la PI ont signalé l'émergence d'un nouveau mode d'emploi des connaissances publiées dans les brevets ainsi que des avantages concurrentiels lors du processus de renouvellement des technologies. Si l'on considère que l'IA représente la nouvelle révolution technologique, il sera nécessaire par la suite de compléter notre compréhension de l'adaptation des usages des brevets aux changements qu'elle implique.

Enfin, il faut considérer l'évolution du choix de stratégie émanant directement des déposants eux-mêmes. En premier lieu, il peut s'agir d'un rétropédalage vis-à-vis des usages précédents ayant conduit à l'explosion des dépôts. On pense ici à la Chine, qui a multiplié les dépôts de brevet de très basse qualité depuis 20 ans (Boeing & Mueller, 2019; Fisch et al., 2017). Du fait de leur trop grand nombre, ces brevets sont devenus des poids morts coûteux. En conséquence, le gouvernement chinois a décidé de prendre des mesures pour remonter la qualité moyenne des brevets chinois, moyennant un moins grand nombre de dépôts (Prud'homme Ab, 2017). À l'inverse, certaines stratégies prennent de l'essor. Dans le domaine de la chimie, et particulièrement dans la pharmacie, les entreprises utilisent dans des proportions croissantes des brevets aux revendications de type « Markush ». Les structures de Markush sont des représentations de structures chimiques avec des substituants variables, ce qui permet de protéger avec un seul brevet plusieurs millions de combinaisons de molécules. Ces brevets ont donc une portée technologique considérable et constituent une forme améliorée de *Preemptive Patenting*. À ma connaissance, aucun travail académique en management ou économie de l'innovation n'a encore été publié sur l'utilisation de ces brevets, ce qui pourrait s'expliquer par le fait que les bases permettant l'identification et l'analyse des brevets Markush ne sont rendus accessibles que récemment et uniquement sur des bases propriétaires très chères. Depuis septembre 2021, le WIPO, au travers de PatentScope, a mis en place un outil de recherche des structures Markush, ce qui devrait accélérer considérablement la recherche sur ce sujet. Il me semble alors essentiel d'étudier l'articulation de ces nouveaux brevets avec des stratégies plus anciennes, comme

Bibliographie

- Agostini, L., Nosella, A., & Teshome, M. B. 2019a. Towards the development of scales to measure patent management. *World Patent Information*, 58.
<https://doi.org/10.1016/j.wpi.2019.101909>.
- Agostini, L., Nosella, A., & Teshome, M. B. 2019b. Towards the development of scales to measure patent management. *World Patent Information*, 58(June 2018): 101909.
- Al-Aali, A. Y., & Teece, D. J. 2013. Towards the (strategic) management of intellectual property: Retrospective and prospective. *California Management Review*, 55(4): 15–30.
- Allison, J. R., Lemley, M. A., & Walker, J. 2009. EXTREME VALUE OR TROLLS ON TOP? THE CHARACTERISTICS OF THE MOST-LITIGATED PATENTS. *American Law Register*, 158(1): 1–36.
- Ambrammal, S. K., & Sharma, R. 2016. Impact of patenting on firms' performance: an empirical investigation based on manufacturing firms in India. *Economics of Innovation and New Technology*. <https://doi.org/10.1080/10438599.2015.1043767>.
- Arora, A., Belenzon, S., & Sheer, L. 2021. Matching patents to compustat firms, 1980–2015: Dynamic reassignment, name changes, and ownership structures. *Research Policy*, 50(5): 104217.
- Arora, A., Fosfuri, A., & Gambardella, A. 2001. Markets for Technology and their Implications for Corporate Strategy. *Industrial and Corporate Change*.
- Arts, S., Hou, J., & Gomez, J. C. 2020. Natural language processing to identify the creation and impact of new technologies in patent text: Code, data, and new measures. *Research Policy*, 104144.
- Artz, K. W., Norman, P. M., Hatfield, D. E., & Cardinal, L. B. 2010. A longitudinal study of the impact of R&D, patents, and product innovation on firm performance. *Journal of Product Innovation Management*, 27(5): 725–740.
- Arundel, A. 2001. The relative effectiveness of patents and secrecy for appropriation. *Research Policy*, 30(4): 611–624.
- Arundel, A. V., Kabla, I., Arundel, A., & Kabla, I. 1998. What percentage of innovations are patented? empirical estimates for European firms. *Research Policy*, 27(2): 127–141.
- Ashtor, J. H. 2019. Investigating Cohort Similarity as an Ex Ante Alternative to Patent Forward Citations. *Journal of Empirical Legal Studies*, 16(4): 848–880.
- Ayerbe, C., & Azzam, J. E. 2015. Pratiques coopératives dans l'Open Innovation : Les enseignements des patent pools. *Management International*, 19(2): 95–114.
- Ayerbe, C., Lazaric, N., Callois, M., & Mitkova, L. 2012. Nouveaux enjeux d'organisation de la propriété intellectuelle dans les industries complexes: Une discussion à partir du cas Thales. *Revue d'Economie Industrielle*, 137(1): 9–41.
- Ayerbe, C., & Mitkova, L. 2013. Chapitre 5. Les brevets, déploiement d'une stratégie de protection ? *Stratégies et Changement*, 91–114.
- Azzam, J. E., Ayerbe, C., & Dang, R. 2017. Using patents to orchestrate ecosystem stability: The case of a French aerospace company. *International Journal of Technology Management*, 75(1–4): 97–120.
- Baniak, A., & Dubina, I. 2012. Innovation analysis and game theory: A review. *Innovation*:

Management, Policy and Practice, 14(2): 178–191.

- Baudry, M., & Dumont, B. 2006. Comparing firms' triadic patent applications across countries: Is there a gap in terms of R&D effort or a gap in terms of performances? *Research Policy*, 35(2): 324–342.
- Baudry, M., & Dumont, B. 2018. *Les brevets: Incitation ou frein à l'innovation ?* ISTE Group. https://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=O_VfDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=dumont+béatrice&ots=hw-7120MFQ&sig=YokT_AijmDcKe7BYEBj2pNaDHqI&redir_esc=y#v=onepage&q=dumont+béatrice&f=false.
- Baudry, M., & Dumont, B. 2020. Que nous apprennent les brevets de Tesla Motors sur sa stratégie PI ? *Technologie et Innovation*, 5(4). <https://doi.org/10.21494/iste.op.2020.0563>.
- Bekkers, R., Duysters, G., & Verspagen, B. 2002. Intellectual property rights, strategic technology agreements and market structure: The case of GSM. *Research Policy*, 31(7): 1141–1161.
- Belenzon, S., & Pataconi, A. 2013. Innovation and firm value: An investigation of the changing role of patents, 1985-2007. *Research Policy*, 42(8): 1496–1510.
- Bhagat, S., Brickley, J. A., & Coles, J. L. 1994. Evidence from corporate lawsuits*. *Journal of Financial Economics*, vol. 35.
- Blackburn, R. A., & Kitching, J. 1998. Intellectual property management in the small and medium enterprise (SME). *Journal of Small Business and Enterprise Development*. <https://doi.org/10.1108/EUM0000000006797>.
- Blind, K., Cremers, K., & Mueller, E. 2009. The influence of strategic patenting on companies' patent portfolios. *Research Policy*, 38(2): 428–436.
- Bloom, N., Romer, P., Terry, S., & Reenen, J. Van. 2013. *A Trapped Factors Model of Innovation*.
- Boeing, P., & Mueller, E. 2019. Measuring China's patent quality: Development and validation of ISR indices. *China Economic Review*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.chieco.2019.101331>.
- Bronzini, R., & Piselli, P. 2014. The impact of R&D subsidies on firm innovation. *October*, 960: 1–28.
- Brouwer, E., & Kleinknecht, A. 1999. Innovative output, and a firm's propensity to patent.: An exploration of CIS micro data. *Research Policy*, 28(6): 615–624.
- Bruns, S. B., & Kalthaus, M. 2020. Flexibility in the selection of patent counts: Implications for p-hacking and evidence-based policymaking. *Research Policy*, 49(1): 103877.
- Brunswick, S., & Chesbrough, H. 2018. The Adoption of Open Innovation in Large Firms: Practices, Measures, and Risks. *Research Technology Management*, 61(1): 35–45.
- Caillaud, F., & Sternberger, C. 2021. La carte d'état-major des inventions brevetées : un avantage concurrentiel majeur pour innover. *Technologie et Innovation*, 6(2). <https://doi.org/10.21494/iste.op.2021.0623>.
- Cappelen, Å., Raknerud, A., & Rybalka, M. 2012. The effects of R&D tax credits on patenting and innovations. *Research Policy*, 41(2): 334–345.
- Cellini, R., & Lambertini, L. 2004. Private and social incentives towards investment in product differentiation. *International Game Theory Review*, 6(4): 493–508.
- Chesbrough, H., & Jackson, J. J. 2003. *Open Innovation and Intellectual Property Related papers Information technology and firm innovations: A review and extension explicating the role of n....*
- Chien, C. V. 2010. From arms race to marketplace: The complex patent ecosystem and its implications for the patent system. *Hastings Law Journal*, 62(2): 297–356.
- Chung, J., Lorenz, A., & Somaya, D. 2019. Dealing with intellectual property (IP) landmines:

- Defensive measures to address the problem of IP access. *Research Policy*, 48(9).
<https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.103828>.
- Clammer, J., Poirier, S., Schwimmer, E., & Melkevik, B. 2004. Figured worlds : ontological obstacles in intercultural relations. *Anthropological Horizons*.
- CNEPI. 2021. *Évaluation du crédit d 'impôt recherche*.
- Cockburn, I. M., & MacGarvie, M. J. 2009a. Patents, thickets and the financing of early-stage firms: Evidence from the software industry. *Journal of Economics and Management Strategy*, 18(3): 729–773.
- Cockburn, I. M., & MacGarvie, M. J. 2009b. Patents, thickets and the financing of early-stage firms: Evidence from the software industry. *Journal of Economics and Management Strategy*, 18(3): 729–773.
- Cohen, J. E., & Lemley, M. A. 2001. Patent Scope and Innovation in the Software Industry. *California Law Review*. <http://scholarship.law.georgetown.edu/facpub/343/>.
- Cohen, W. M., Goto, A., Nagata, A., Nelson, R. R., & Walsh, J. P. 2002. RandD spillovers, patents and the incentives to innovate in Japan and the United States. *Research Policy*, 31(8–9): 1349–1367.
- Cohen, W. M., & Klepper, S. 1996. A reprise of size and R and D. *Economic Journal*, 106(437): 925–951.
- Cohen, W., Nelson, R., & Walsh, J. 2000. Protecting Their Intellectual Assets: Appropriability Conditions and Why U.S. Manufacturing Firms Patent (or Not). *NBER working paper*. Cambridge, MA. <https://doi.org/10.3386/w7552>.
- Conley, J., Bican, P., & Ernst, H. 2013. Value Articulation: A Framework for the Strategic Management of Intellectual Property. *California Management Review*, 53(1): 154–170.
- Coombs, R., Narandren, P., & Richards, A. 1996. A literature-based innovation output indicator. *Research Policy*, 25(3). [https://doi.org/10.1016/0048-7333\(95\)00842-X](https://doi.org/10.1016/0048-7333(95)00842-X).
- Corbel, P., & le Bas, C. 2012. *Les nouvelles fonctions du brevet - Approches économiques et managériales* (Economica).
- Corbel, P., & Le Bas, Christian. 2012. *Les nouvelles fonctions du brevet : approches économiques et managériales*. Économica.
- Cricelli, L., Grimaldi, M., Rogo, F., & Strazzullo, S. 2021. Patent ranking indicators: A framework for the evaluation of a patent portfolio. *International Journal of Intellectual Property Management*, 11(2): 185–218.
- Czarnitzki, D., Ebersberger, B., & Fier, A. 2007. *The relationship between r&d collaboration, subsidies and r&d performance: empirical evidence from finland and germany*, 21: 1–21.
- Czarnitzki, D., Hussinger, K., & Leten, B. 2020. How Valuable are Patent Blocking Strategies? *Review of Industrial Organization*, 56(3): 409–434.
- d'Andria, D. 2016. Why are researchers paid bonuses? On technology spillovers and market rivalry. *Research Policy*, 45(10): 2105–2112.
- Dang, J., & Motohashi, K. 2015. Patent statistics: A good indicator for innovation in China? Patent subsidy program impacts on patent quality. *China Economic Review*.
<https://doi.org/10.1016/j.chieco.2015.03.012>.
- De Carolis, D. M. 2003. Competencies and imitability in the pharmaceutical industry: An analysis of their relationship with firm performance. *Journal of Management*, 29(1): 27–50.
- de Rassenfosse, G. 2012. How SMEs exploit their intellectual property assets: Evidence from survey data. *Small Business Economics*, 39(2): 437–452.
- De Rassenfosse, G. 2013. Do firms face a trade-off between the quantity and the quality of their

- inventions? *Research Policy*, 42(5): 1072–1079.
- de Rassenfosse, G., Griffiths, W. E., Jaffe, A. B., & Webster, E. 2020. A comparative study of quality across the five largest patent offices. *The Journal of Law, Economics, and Organization*. <https://doi.org/10.1093/jleo/ewaa026>.
- den Uijl, S., Bekkers, R., & de Vries, H. J. 2013. Managing Intellectual Property Using Patent Pools: LESSONSFROMTHREEGENERATIONS OF POOLS IN THE OPTICAL DISC INDUSTRY. *CALIFORNIA MANAGEMENT REVIEW*, 55(4): 293–293.
- Dernis, H., Gkotsis, P., Grassano, N., Nakazato, S., Squicciarini, M., et al. 2019. World Corporate Top R&D investors: Shaping the Future of Technologies and of AI. A joint JRC and OECD report. *Publications Office of the European Union*. <https://doi.org/10.2760/16575>.
- Duguet, E., & Kabla, I. 1998. Appropriation Strategy and the Motivations to Use the Patent System: An Econometric Analysis at the Firm Level in French Manufacturing. *ANNALES D'ECONOMIE ET DE STATISTIQUE*. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3194-1_11.
- Dumont, B. 2015. Does Patent Quality Drive Damages in Patent Lawsuits? Lessons from the French Judicial System. *Review of Law and Economics*, 11(2): 355–383.
- Dumont, B., & Holmes, P. 2001. Quelles alternatives au mouvement d'enclosures de la propriété intellectuelle ? *Réseaux*, 110(6): 74.
- Ederer, F. P., & Manso, G. 2011. Is Pay-for-Performance Detrimental to Innovation? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1270384>.
- Ernst, C., & Spengel, C. 2012. Taxation, R&D Tax Incentives and Patent Application in Europe. *SSRN Electronic Journal*, (11). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1805762>.
- Ernst, H. 2017. INTELLECTUAL PROPERTY AS A MANAGEMENT DISCIPLINE. *Technology and Innovation*, 19(9–10): 18–25.
- Ernst, H., & Omland, N. 2011. The Patent Asset Index - A new approach to benchmark patent portfolios. *World Patent Information*, 33(1): 34–41.
- Fakhar Manesh, M., Pellegrini, M. M., Marzi, G., & Dabic, M. 2021. Knowledge Management in the Fourth Industrial Revolution: Mapping the Literature and Scoping Future Avenues. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 68(1): 289–300.
- Fisch, C., Sandner, P., & Regner, L. 2017. The value of Chinese patents: An empirical investigation of citation lags. *China Economic Review*, 45. <https://doi.org/10.1016/j.chieco.2017.05.011>.
- Fischer, T., & Henkel, J. 2012. Patent trolls on markets for technology – An empirical analysis of NPEs' patent acquisitions. *Research Policy*, 41: 1519–1533.
- Foltz, J., Barham, B., & Kim, K. 2000. Universities and agricultural biotechnology patent production. *Agribusiness*, 16(1). [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6297\(200024\)16:1<82::AID-AGR7>3.0.CO;2-V](https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6297(200024)16:1<82::AID-AGR7>3.0.CO;2-V).
- Gambardella, A., Harhoff, D., & Verspagen, B. 2008. The value of European patents. *European Management Review*, 5(2): 69–84.
- Gątkowski, M., Dietl, M., Skrok, Ł., Whalen, R., & Rockett, K. 2020a. Semantically-based patent thicket identification. *Research Policy*, 49(2). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.103925>.
- Gątkowski, M., Dietl, M., Skrok, Ł., Whalen, R., & Rockett, K. 2020b. Semantically-based patent thicket identification. *Research Policy*, 49(2). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.103925>.
- Germeraad, P. 2011. INTEGRATION OF INTELLECTUAL PROPERTY STRATEGY WITH INNOVATION STRATEGY. *Technology*.
- Germeraad, P., & Morrison, L. 1999. How Avery Dennison Manages Its Intellectual Assets.

Research Technology Management, 41(6): 36.

- Geuna, A., & Rossi, F. 2011. Changes to university IPR regulations in Europe and the impact on academic patenting. *Research Policy*, 40(8): 1068–1076.
- Giarratana, M. S., Mariani, M., & Weller, I. 2018. Rewards for patents and inventor behaviors in industrial research and development. *Academy of Management Journal*, 61(1): 264–292.
- Giget, M. 2018. *Les nouvelles stratégies d'innovation 2018 - 2020 - Vision prospective 2030*. (Les éditions du Net, Ed.).
- Gilbert, R., & Newberry, D. 1984. Preemptive Patenting and the Persistence of Monopoly: Reply. *The American Economic Review*, 74(1): 251–253.
- Giuri, P., Mariani, M., Brusoni, S., Crespi, G., Francoz, D., et al. 2007. Inventors and invention processes in Europe: Results from the PatVal-EU survey. *Research Policy*, 36(8): 1107–1127.
- Göktepe-Hulten, D., & Mahagaonkar, P. 2010. Inventing and patenting activities of scientists: In the expectation of money or reputation? *Journal of Technology Transfer*, 35(4): 401–423.
- Gould, R. V., & Fernandez, R. M. 1989. Structures of Mediation: A Formal Approach to Brokerage in Transaction Networks. *Sociological Methodology*, 19: 89.
- Granstrand, O. 1999. The Economics and Management of Intellectual Property. *Books*.
- Granstrand, O., & Holgersson, M. 2012. “The anatomy of rise and fall of patenting and propensity to patent: The case of Sweden” The anatomy of rise and fall of patenting and propensity to patent: The case of Sweden. *International Journal of Intellectual Property Management*, 5(2): 169–198.
- Griliches, Z. 1990a. Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey. *Journal of Economic Literature*. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(10\)02009-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(10)02009-5).
- Griliches, Z. 1990b. Griliches (1990) - Patent Statistics as Economic Indicators.pdf. *Journal of Economic*. <https://doi.org/10.1016/B978-008045046-9.01495-9>.
- Grindley, P. C., & Teece, D. J. 1997. Managing Intellectual Capital: Licensing and Cross-Licensing in Semiconductors and Electronics: [Http://Dx.Doi.Org/10.2307/41165885](http://dx.doi.org/10.2307/41165885), (2): 8–41.
- Guellec, D., Madiès, T., & Prager, J.-C. 2010. *Les marchés de brevets dans l'économie de la connaissance*, 191.
- Guo, B., & Ding, P. 2017. Invention or incremental improvement? Simulation modeling and empirical testing of firm patenting behavior under performance aspiration. *Decision Support Systems*, 102: 32–41.
- Guo-Fitoussi, L., Bounfour, A., Faculté, S. R., & Monnet, J. 2019. Intellectual property rights, complementarity and the firm's economic performance. *Int. J. Intellectual Property Management*, 9(2): 136–165.
- Hagedoorn, J., & Cloudt, M. 2003. Measuring innovative performance: is there an advantage in using multiple indicators? *Research Policy*, 32(8): 1365–1379.
- Hagi, A., & Yoffie, D. 2011. *Intermediaries for the IP market Intermediaries for the IP market I*.
- Hall, B. H. 2004. Exploring the patent explosion. *Journal of Technology Transfer*, 30(1–2): 35–48.
- Hall, B. H. 2007. Patents and patent policy. *Oxford Review of Economic Policy*, 23(4): 568–587.
- Hall, B. H., Jaffe, A., & Trajtenberg, M. 2005. Market value and patent citations. *RAND Journal of Economics*.
- Hall, R. 1993. A Framework Linking Intangible Resources And Capabilities To Sustainable Competitive Advantage. *Strategic Management Journal*, 14(July 1992): 607–618.
- Harabi, N. 1994. Appropriability of Technical Innovations: An Empirical Analysis. *Munich*

Personal RePEc Archive.

- Harhoff, D., Scherer, F. M., & Vopel, K. 2003. Citations, family size, opposition and the value of patent rights. *Research Policy*, vol. 32.
- Harris, C., & Vickers, J. 1985. Perfect Equilibrium in a Model of a Race. *The Review of Economic Studies*, 52(2): 193.
- Henard, D. H., & Dacin, P. A. 2010. Reputation for product innovation: Its impact on consumers. *Journal of Product Innovation Management*, 27(3): 321–335.
- Hendrickx, M. 1998. What Can Management Researchers Learn from Donald Campbell, the Philosopher? An Exercise in Philosophical Hermeneutics. *Variations in Organization Science*. Thousand oaks.
- Higham, K., de Rassenfosse, G., & Jaffe, A. B. 2021. Patent Quality: Towards a Systematic Framework for Analysis and Measurement. *Research Policy*, 50(4): 104215.
- Hoffman, K., Parejo, M., Bessant, J., & Perren, L. 1998. Small firms, R&D, technology and innovation in the UK: a literature review. *Technovation*, 18(1): 39–55.
- Höflinger, P. J., Nagel, C., & Sandner, P. 2018. Reputation for technological innovation: Does it actually cohere with innovative activity? *Journal of Innovation and Knowledge*, 3(1): 26–39.
- Holgersson, M. 2013. Patent management in entrepreneurial SMEs: A literature review and an empirical study of innovation appropriation, patent propensity, and motives. *R and D Management*, 43(1): 21–36.
- Holgersson, M., & Granstrand, O. 2017. Patenting motives, technology strategies, and open innovation. *Management Decision*, 55(6): 1265–1284.
- Holgersson, M., & Granstrand, O. 2021. Value capture in open innovation markets: the role of patent rights for innovation appropriation. *European Journal of Innovation Management*. <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2021-0114>.
- Holgersson, M., & Santen, S. 2018. The Business of Intellectual Property: A Literature Review of IP Management. *Holgersson, Marcus Santen, Sarah*, 1(0): 44–63.
- Holgersson, M., & Wallin, M. W. 2017. The patent management trichotomy: patenting, publishing, and secrecy. *Management Decision*, 55(6): 1087–1099.
- Hu, A. G. 2010. Propensity to patent, competition and China's foreign patenting surge. *Research Policy*, 39(7): 985–993.
- Hu, A. G., & Jefferson, G. H. 2009. A great wall of patents: What is behind China's recent patent explosion? *Journal of Development Economics*, 90(1): 57–68.
- Hu, A. G. Z., Zhang, P., & Zhao, L. 2017. China as number one? Evidence from China's most recent patenting surge. *Journal of Development Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2016.09.004>.
- Iain, M., Cockburn, MacGarvie, M. J., & Müller, E. 2009. Patent Thickets, Licensing and Innovative Performance. *Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung*, vol. 80. www.econstor.eu.
- Inaba, T., & Squicciarini, M. 2017. ICT: A new taxonomy based on the international patent classification. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, 01: 1–49.
- Jaffe, A. B., & de Rassenfosse, G. 2017. Patent citation data in social science research: Overview and best practices. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(6): 1360–1374.
- Jell, F., Henkel, J., & Wallin, M. W. 2016. *Offensive patent portfolio races*.
- Jell, F., Henkel, J., & Wallin, M. W. 2017. Offensive Patent Portfolio Races. *Long Range Planning*, 50(5): 531–549.

- Kammoun, N., Bounfour, A., Özyaygen, A., & Dieye, R. 2019. Financial market reaction to cyberattacks. *Cogent Economics and Finance*, 7(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1645584>.
- Kelly, B. T., Papanikolaou, D., Seru, A., & Taddy, M. 2018. Measuring Technological Innovation over the Long Run. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3279254>.
- Kenneth Arrow. 1962. Economic Welfare and the Allocation of Resources for Invention. *The Rate and Direction of Inventive Activity: Economic and Social Factors*, vol. 56. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1521/ijgp.2006.56.2.191>.
- Kim, M.-S., & Kim, C. 2012. On A Patent Analysis Method for Technological Convergence. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 40: 657–663.
- Kortum, S., & Lerner, J. 1998. Does venture capital spur innovation? *NBER Working Paper Series ; 6846*, 50(3): 40,[27]p.
- Kortum, S., & Lerner, J. 1999. What is behind the recent surge in patenting? *Research Policy*, 28(1): 1–22.
- Kwon, Y. 2011. Technological Trends Analysis of Fuel Cell Electric Vehicle using Patent Information. *International Journal of Engineering and Industries*, 2(4): 38–46.
- Lafond, F., & Kim, D. 2019. Long-run dynamics of the U.S. patent classification system. *Journal of Evolutionary Economics*, 29(2): 631–664.
- Lallement, R. 2008. Politique des brevets : l'enjeu central de la qualité, face à l'évolution des pratiques. *Horizons Stratégiques*, n° 7(1): 93–110.
- Lanjouw, J. O., & Schankerman, M. 2004. Protecting intellectual property rights: Are small firms handicapped? *Journal of Law and Economics*, 47(1): 45–74.
- Lapointe, S., & Leger Robic, R. 2000. *L'HISTOIRE DES BREVETS*.
- Lee, J. S., & Hsiang, J. 2020. Patent classification by fine-tuning BERT language model. *World Patent Information*, 61. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2020.101965>.
- Lei, Z., & Wright, B. D. 2017. Why weak patents? Testing the examiner ignorance hypothesis. *Journal of Public Economics*, 148: 43–56.
- Leiponen, A., & Byrna, J. 2009. If you cannot block, you better run: Small firms, cooperative innovation, and appropriation strategies. *Research Policy*, 38(9): 1478–1488.
- Lemley, M. A., & Shapiro, C. 2004. Probabilistic Patents. *John M. Olin Program in Law and Economics Working Paper*. <http://ssrn.com/abstract=567883>.
- Lemley, M. A., & Shapiro, C. 2005. Probabilistic patents. *Journal of Economic Perspectives*, 19(2): 75–98.
- Lerner, J. 1995. Patenting in the Shadow of Competitors. *The Journal of Law and Economics*, 38(2). <https://doi.org/10.1086/467339>.
- Lerner, J., & Jaffe, A. B. 2004. *Innovation and its discontents*.
- Levin, R. C., Klevorick, A. K., Nelson, R. R., Winter, S. G., Gomory, R., et al. 1987. Appropriating the Returns from Industrial Research and Development. *Brookings Papers on Economic Activity*.
- Levitas, E., & Chi, T. 2011. A LOOK AT THE VALUE CREATION EFFECTS OF PATENTING AND CAPITAL INVESTMENT THROUGH A REAL OPTIONS LENS: THE MODERATING ROLE OF UNCERTAINTY. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 306: 285–306.
- Licht, & Zoz. 1998. Patents and R&D an Econometric Investigation Using Applications for German, European and US Patents by German Companies. *Annales d'Économie et de Statistique*, (49/50): 329.

- Lim, H., & Park, Y. 2010. Identification of technological knowledge intermediaries. *Scientometrics*, 84(3): 543–561.
- Liu, M., & Mei, D. 2019. *Matching USPTO Patent Assignees to Compustat Public Firms and SDC Private Firms*.
- Lloyd, R. 2016. If it's broke, fix it. *Intellectual Asset Management*.
- Macdonald, S. 2004. When means become ends: Considering the impact of patent strategy on innovation. *Information Economics and Policy*, 16(1): 135–158.
- Mahlich, J. J. 2007. The Japanese Pharmaceutical Industry in Transition: Has Higher Research Orientation Resulted in Higher Market Value? *Asian Business & Management*, 6: 75–94.
- Mansfield, E. 1986. The R&D Tax Credit and Other Technology Policy Issues. *American Economic Review*, 76(2): 190–94.
- Mansfield, E., Schwartz, M., & Wagner, S. 1981. Imitation Costs and Patents: An Empirical Study. *The Economic Journal*, 91(364): 907.
- Mao, H. A. O., Johnston, L. A., & Yin, Z. 2019. THE SELF-REPORTED PATENT QUALITY OF CHINESE FIRMS: MOTIVATION SOURCE AND TECHNOLOGY ACCUMULATION EFFECTS ANALYSIS. *The Singapore Economic Review*, 1–33.
- Martínez, C. 2011. Patent families: When do different definitions really matter? *Scientometrics*, 86(1): 39–63.
- Marx, M., & Fuegi, A. 2020. Reliance on science: Worldwide front-page patent citations to scientific articles. *Strategic Management Journal*. <https://doi.org/10.1002/smj.3145>.
- Meurer, M. J. 2016. CURRENT ISSUES IN PATENT LAW AND POLICY. *Harvard Journal of Law & Public Policy*, 39. <http://fortune.com/2015/07/16/new->.
- Meyer, M. 2000. What is special about patent citations? differences between scientific and patent citations. *Scientometrics*. <https://doi.org/10.1023/A:1005613325648>.
- Minin, A. Di, & Faems, D. 2013. Building Appropriation Advantage: AN INTRODUCTION TO THE SPECIAL ISSUE ON INTELLECTUAL PROPERTY MANAGEMENT. *CALIFORNIA MANAGEMENT REVIEW*, vol. 55.
- Miozzo, M., Desyllas, P., Lee, H. F., & Miles, I. 2016. Innovation collaboration and appropriability by knowledge-intensive business services firms. *Research Policy*, 45(7): 1337–1351.
- Mitkova, L. 2005. Marketing: a key element in patent management. *International Journal of Technology Transfer and Commercialisation*, 4(4): 487.
- Moehrle, M. G., Walter, L., & Wustmans, M. 2017a. Designing the 7D patent management maturity model – A capability based approach. *World Patent Information*, 50: 27–33.
- Moehrle, M. G., Walter, L., & Wustmans, M. 2017b. Designing the 7D patent management maturity model – A capability based approach. *World Patent Information*, 50: 27–33.
- Moser, P. 2003. How Do Patent Laws Influence Innovation? Evidence from Nineteenth-Century World Fairs. *National Bureau of Economic Research*. <https://doi.org/10.3386/W9909>.
- Moser, P., Ohmstedt, J., & Rhode, P. W. 2018a. Patent citations-an analysis of quality differences and citing practices in hybrid corn. *Management Science*, 64(4): 1926–1940.
- Moser, P., Ohmstedt, J., & Rhode, P. W. 2018b. Patent citations-an analysis of quality differences and citing practices in hybrid corn. *Management Science*, 64(4): 1926–1940.
- Mowery, D. C., Nelson, R. R., Sampat, B. N., & Ziedonis, A. A. 2001. The growth of patenting and licensing by U.S. universities: An assessment of the effects of the Bayh-Dole act of 1980. *Research Policy*, 30(1): 99–119.
- Nagaoka, S., Motohashi, K., & Goto, A. 2010. Patent statistics as an innovation indicator. *Handbook of the Economics of Innovation*, vol. 2: 1083–1127. Elsevier B.V.

- Narin, F. 1994. Patent bibliometrics. *Scientometrics*, 30(1): 147–155.
- Nemlioglu, I., & Mallick, S. K. 2020. Do innovation-intensive firms mitigate their valuation uncertainty during bad times? *Journal of Economic Behavior and Organization*, 177: 913–940.
- Neuhäusler, P. 2012. The use of patents and informal appropriation mechanisms - Differences between sectors and among companies. *Technovation*, 32(12): 681–693.
- Neuhäusler, P., Frietsch, R., Schubert, T., & Blind, K. 2011. Patents and the financial performance of firms – An analysis based on stock market data. *Innovation Systems and Policy Analysis*.
- Noel, M., & Schankerman, M. 2013. Strategic patenting and software innovation. *Journal of Industrial Economics*, 61(3): 481–520.
- OECD. 2004. Patents, Innovation and Economic Performance OECD Conference Proceedings. *OECD Conference Proceedings*.
- Olander, H., Laukkanen, P., Hurmelinna, P., & Mähönen, J. 2009. WHAT'S SMALL SIZE GOT TO DO WITH IT? PROTECTION OF INTELLECTUAL ASSETS IN SMEs. *International Journal of Innovation Management*. <https://doi.org/10.1142/S1363919609002339>.
- Ove Granstrand. 1999. *The Economics and Management of Intellectual Property*. (Edward Elgar, Ed.), vol. 1651. Edward Elgar Publishing.
- Ozcan, S., & Islam, N. 2014. Collaborative networks and technology clusters - The case of nanowire. *Technological Forecasting and Social Change*, 82(1): 115–131.
- Pavitt, K. 1988. USES AND ABUSES OF PATENT STATISTICS. *Handbook of Quantitative Studies of Science and Technology*, 509–536.
- Penin, J. 2010. On the consequences of patenting university research: Lessons from a survey of french academic inventors. *Industry and Innovation*, 17(5): 445–468.
- Pil, F. K., & Cohen, S. K. 2006. Modularity: Implications for Imitation, Innovation, and Sustained Advantage. *Source: The Academy of Management Review*, 31(4): 995–1011.
- Pisano, G. 2006. Profiting from innovation and the intellectual property revolution. *Research Policy*, 35(8 SPEC. ISS.): 1122–1130.
- Pohlmann, T., & Opitz, M. 2013. Typology of the patent troll business. *R and D Management*, 43(2): 103–120.
- Pottelsberghe De La Potterie Van, B., & Van Zeebroeck, N. 2008. A brief history of space and time: The scope-year index as a patent value indicator based on families and renewals. *Scientometrics*, 75(2): 319–338.
- Prud'homme Ab, D. 2017. *Section 4.2: Chinese patent quantity and patent quality, and the role of the state*.
- Putnam, H. 1981. *Reason, Truth and History*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511625398>.
- Rai, A. K., & Sampat, B. N. 2012. Accountability in patenting of federally funded research. *Nature Biotechnology*. <https://doi.org/10.1038/nbt.2382>.
- Rassenfosse, G. de, & Verluise, C. 2020. *PatCit: A Comprehensive Dataset of Patent Citations*. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.3710994>.
- Reitzig, M., Henkel, J., & Heath, C. 2007. On sharks, trolls, and their patent prey-Unrealistic damage awards and firms' strategies of "being infringed." *Research Policy*, 36(1): 134–154.
- Reitzig, M., & Puranam, P. 2009. Value appropriation as an organizational capability: The case of IP protection through patents. *Strategic Management Journal*, 30(7): 765–789.
- Reitzig, M., & Wagner, S. 2010. The hidden costs of outsourcing: Evidence from patent data. *Strategic Management Journal*, 31(11): 1183–1201.

- Rivette, K., & Kline, D. 2000. *Rembrandts in the Attic: Unlocking the Hidden Value of Patents*. Boston, Mass. : Harvard Business School Press.
- Rob Srebrovic, & Yonamine, J. 2020. *Leveraging the BERT algorithm for Patents with TensorFlow and BigQuery*. <https://ai.googleblog.com/2018/11/open-sourcing-bert-state-of-art-pre.html>.
- Schmookler, J. 1972. Patents, Invention, and Economic Change. (Z. Griliches, Ed.) *Patents, Invention, and Economic Change*. Harvard University Press. <https://doi.org/10.4159/HARVARD.9780674432864/>.
- Schneider, C. 2008. Fences and competition in patent races. *International Journal of Industrial Organization*, 26(6): 1348–1364.
- Shapiro, C. 2000a. Navigating the Patent Thicket: Cross Licenses, Patent Pools, and Standard Setting. *Innovation Policy and the Economy*, 1: 119–150.
- Shapiro, C. 2000b. Navigating the Patent Thicket: Cross Licenses, Patent Pools, and Standard Setting. *Innovation Policy and the Economy*, 1: 119–150.
- Smith, B. A. O. 2006. NTP, INC.v. Research in Motion, LTD: losing control and finding the locus of infringing use. *Jurimetrics Journal*, 46(4): 437–458.
- Somaya, D. 2003. Strategic determinants of decisions not to settle patent litigation. *Strategic Management Journal*, 24(1): 17–38.
- Somaya, D. 2012. Patent Strategy and Management: An Integrative Review and Research Agenda. *Journal of Management*, 38(4): 1084–1114.
- Somaya, D., Chung, J., & Lorenz, A. 2016. *Navigating Around IP Landmines: When and How Do Firms Employ Defensive IP Strategies Sustainable startups View project Dealing with intellectual property (IP) landmines: Defensive measures to address the problem of IP access*. <https://doi.org/10.5465/AMBPP.2016.17160abstract>.
- Squicciarini, M., Dernis, H., & Criscuolo, C. 2013. OECD Science, Technology and Industry Working Papers 2013/03 Measuring Patent Quality: Indicators of Technological and Economic Value. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*. <https://doi.org/10.1787/5k4522wkw1r8-en>.
- Steiner, T., & Guth, S. 2005. Beware patent trolls. *Management Quarterly*, 38–51.
- Sternitzke, C. 2013. An exploratory analysis of patent fencing in pharmaceuticals: The case of PDE5 inhibitors. *Research Policy*, 42(2): 542–551.
- Sternitzke, C. 2017. Interlocking Patent Rights and Value Appropriation: Insights from the Razor Industry. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 64(2): 249–265.
- Sternitzke, C., Bartkowski, A., Schramm, R., & Ilmenau, T. U. 2008. Visualizing patent statistics by means of social network analysis tools. *World Patent Information*.
- Sterzi, V., Maronero, C., Vezzulli, A., & Orsatti, gianluca. 2021. Non-Practicing Entities in Europe : an Empirical Analysis of Patent Acquisitions at the European Patent Office GREThA and LAREFI joint Working Paper series. *CAHIERS D'ECONOMIE DE BORDEAUX*, 33(November).
- Sullivan, R. J. 1994. Estimates of the Value of Patent Rights in Great Britain and Ireland, 1852-1876. *Economica*, 61(241). <https://doi.org/10.2307/2555048>.
- Tang, P., Adams, P. J., & Paré, D. 2001. *Patent Protection of Computer Programmes*.
- Teece, D. J. 1986. Profiting from technological innovation: Implications for integration, collaboration, licensing and public policy. *Research Policy*, 15(6): 285–305.
- Teece, D. J. 1998. Capturing Value from Knowledge Assets: THE NEW ECONOMY, MARKETS FOR KNOW-HOW, AND INTANGIBLE ASSETS. *CALIFORNIA MANAGEMENT*

REVIEW.

- Terroir, P., & Monroig, M. 2013. Asia drives the transformation of the global economy. *Intellectual Asset Management*.
- Thumm, N. 2004. Strategic patenting in biotechnology. *Technology Analysis and Strategic Management*, 16(4): 529–538.
- Torrise, S., Gambardella, A., Giuri, P., Harhoff, D., Hoisl, K., et al. 2016. Used, blocking and sleeping patents: Empirical evidence from a large-scale inventor survey. *Research Policy*, 45(7): 1374–1385.
- Trajtenberg, M. 1990. A Penny for Your Quotes: Patent Citations and the Value of Innovations. *The RAND Journal of Economics*, 21(1): 172.
- Trajtenberg, M., Henderson, R., & Jaffe, A. 1997. University versus corporate patents: A window on the basicness of invention. *Economics of Innovation and New Technology*.
<https://doi.org/10.1080/10438599700000006>.
- Tsai, B. H. 2010. Analysis of patent and profitability in Taiwan semiconductor firms. *PICMET '10 - Portland International Center for Management of Engineering and Technology, Proceedings - Technology Management for Global Economic Growth*.
- Van de Ven, A., & Bechara, J. 2007. Philosophy of Science Underlying Engaged Scholarship. *Engaged scholarship: a guide for organizational and social research*: 233–239. Oxford University Press.
- von Graevenitz, G., Wagner, S., Harhoff, D., Feldmann, S., Ulph, D., et al. 2012a. *Incidence and Growth of Patent Thickets-The Impact of Technological Opportunities and Complexity*.
- von Graevenitz, G., Wagner, S., Harhoff, D., Feldmann, S., Ulph, D., et al. 2012b. *Incidence and Growth of Patent Thickets-The Impact of Technological Opportunities and Complexity*.
- Walsh, J. P., Lee, Y. N., & Jung, T. 2016a. Win, lose or draw? the fate of patented inventions. *Research Policy*, 45(7): 1362–1373.
- Walsh, J. P., Lee, Y. N., & Jung, T. 2016b. Win, lose or draw? the fate of patented inventions. *Research Policy*, 45(7): 1362–1373.
- Wen, W., Ceccagnoli, M., & Forman, C. 2016. Opening up intellectual property strategy: Implications for open source software entry by start-up firms. *Management Science*, 62(9): 2668–2691.
- Westmore, B. 2013. R&D, Patenting and Growth: The Role of Public Policy. *OECD Economics Department Working Papers*, vol. 2013. <https://doi.org/10.1787/5k46h2rfb4f3-en>.
- Wipo. 2018. World Intellectual Property Indicators. *World Intellectual Property Organization*, 1: 19;21-37;56;67.
- WIPO. 2019. Data collection method and clustering scheme. *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*, 25.
- Wunsch-Vincent, S., Kashcheeva, M., & Zhou, H. 2015. International patenting by Chinese residents: Constructing a database of Chinese foreign-oriented patent families. *China Economic Review*, 36: 198–219.
- Wustmans, M., van Reekum, R., & Walter, L. 2019. Survey of and modular construction possibilities for maturity approaches in the field of patent management. *World Patent Information*, 57: 8–17.
- Yanagisawa, T., & Guellec, D. 2009. the Emerging Patent Marketplace. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, 1–52.
- Yuan, X., & Li, X. 2020. A network analytic method for measuring patent thickets: A case of FCEV technology. *Technological Forecasting and Social Change*, 156.

<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120038>.

Ziedonis, R. H. 2004. Don't fence me in: Fragmented markets for technology and the patent acquisition strategies of firms. *Management Science*, 50(6): 804–820.

Ziedonis, R. H., & Hall, B. H. 2001. The effects of strengthening patent rights on firms engaged in cumulative innovation: Insights from the semiconductor industry. *Advances in the Study of Entrepreneurship, Innovation, and Economic Growth*, 13. [https://doi.org/10.1016/s1048-4736\(01\)13007-9](https://doi.org/10.1016/s1048-4736(01)13007-9).

Zizzo, D. J. 2002. Racing with uncertainty: A patent race experiment. *International Journal of Industrial Organization*, 20(6): 877–902.