



**HAL**  
open science

# Le marché du travail des scientifiques : capital humain, incitations, proximité

Claire Bonnard

► **To cite this version:**

Claire Bonnard. Le marché du travail des scientifiques : capital humain, incitations, proximité. Education. Université de Bourgogne, 2011. Français. NNT : . tel-00655967

**HAL Id: tel-00655967**

**<https://theses.hal.science/tel-00655967>**

Submitted on 3 Jan 2012

**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.

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE  
Faculté de Sciences Économiques et de Gestion  
École Doctorale LANGAGES, IDÉES, SOCIÉTÉS, INSTITUTIONS, TERRITOIRES  
IREDU (UMR CNRS 5225)

THÈSE  
Pour obtenir le grade de  
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE  
Discipline : Sciences économiques (CNU 05)  
Par  
**Claire BONNARD**  
Le 29 Novembre 2011

**LE MARCHÉ DU TRAVAIL DES  
SCIENTIFIQUES :  
Capital humain, incitations, proximité**

Directeur de Thèse : **Jean-Jacques PAUL**

Co-Encadrant : **Jean-François GIRET**

**Jury**

Mme Liliane BONNAL, Professeur, CRIEF, Université de Poitiers (rapporteur).  
M. Jean BOURDON, Directeur de recherche au CNRS, IREDU, Université de Bourgogne.  
M. Nicolas CARAYOL, Professeur, GREThA, Université Montesquieu Bordeaux IV  
(rapporteur).  
M. Jean-François GIRET, Maître de Conférences, IREDU, Université de Bourgogne.  
M. Jean-Alain HERAUD, Professeur, BETA, Université de Strasbourg.  
M. Jean-Jacques PAUL, Professeur, IREDU, Université de Bourgogne.



*L'université de Bourgogne n'entend donner aucune approbation ou improbation aux opinions émises dans les thèses. Ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.*

## REMERCIEMENTS

J'aimerais tout d'abord remercier mon directeur de thèse, Jean-Jacques Paul pour m'avoir permis de faire cette thèse et pour ses nombreux commentaires. Mes remerciements vont également à mon co-encadrant, Jean-François Giret pour sa disponibilité, ses conseils avisés et ses encouragements. Je remercie également Jean Bourdon pour sa grande disponibilité et ses nombreux conseils.

Je remercie les membres du jury d'avoir accepté de juger ce travail et plus particulièrement Nicolas Carayol et Liliane Bonnal d'avoir bien voulu être les rapporteurs de cette thèse.

Je tiens également à remercier Chantal Darsch pour m'avoir donné accès aux données du CNISF et Philippe Lemistre pour les données concernant les distances. Merci également à Diego Legros pour ses conseils.

Je remercie aussi l'équipe de l'IREDU qui m'a permis de faire cette thèse dans de très bonnes conditions. Je remercie particulièrement Bertille T., Claire M., Fabienne G., Jean-Paul B. pour leur aide. Les doctorants et anciens doctorants m'ont été aussi d'une grande aide tout particulièrement Aliou D., Aurélie B., Elise T., Laurent D., Marielle L., Thomas P.. Mes remerciements vont également à mes amis en dehors du milieu universitaire qui ont indirectement contribué à la réalisation de ma thèse, je pense particulièrement à Agnès M., Céline S., Floriane M., Hélène P, Marie P.....

Enfin, un grand merci à ma famille, mes parents, mon frère et ma sœur pour leur soutien inconditionnel. Je remercie particulièrement Nicolas C. qui m'a soutenue tout le long de cette thèse et qui a participé au travail ingrat de relecture.

## RÉSUMÉ

Cette thèse a comme objectif d'apporter une contribution à l'économie de l'innovation au niveau microéconomique. Elle est composée de trois chapitres portant sur le marché du travail des scientifiques et ingénieurs, les incitations à l'innovation dans le secteur privé et l'existence d'effets de proximité spatiale dans le recrutement des jeunes diplômés en sciences et ingénierie (S&I).

Dans le premier chapitre de cette thèse, nous nous intéressons au marché du travail des scientifiques et ingénieurs. Tout d'abord, nous dégagons les différentes caractéristiques de ce marché du travail. Nous analysons ensuite les différents déterminants d'accès aux activités de R&D pour les jeunes diplômés en S&I. Enfin, nous nous interrogeons plus globalement sur la valorisation des activités de R&D au sein des entreprises privées. Nous déterminons s'il est rentable pour un ingénieur d'effectuer sa carrière au sein des activités de R&D.

Cette analyse du marché du travail des scientifiques en entreprise montre qu'il n'existe pas de primes aux fonctions de R&D. Ce résultat nous amène à nous interroger dans le second chapitre de cette thèse sur les incitations à l'innovation dans le secteur privé. La mesure de l'innovation choisie est le fait pour un ingénieur de déposer un brevet, indicateur habituellement choisi pour mesurer l'innovation au niveau des entreprises. Nous nous intéressons aux types d'incitations monétaires reçues par les inventeurs au sein des entreprises. De la littérature, deux types d'incitations ressortent : les incitations liées à la performance de l'agent (le salaire) et celles liées à la performance des entreprises (les stock-options). Nous portons une attention particulière à la mobilité inter-entreprise des inventeurs.

Dans le dernier chapitre de cette thèse, dans la lignée des travaux de l'économie de la connaissance portant sur le lien innovation-territoire, nous analysons l'existence d'effets de proximité dans le recrutement des jeunes diplômés en S&I par les entreprises pour leurs activités de R&D. Nous cherchons également à déterminer si le capital humain des scientifiques est plus fortement valorisé sur le marché du travail local, remettant dans une certaine mesure en cause la théorie de la prospection d'emploi spatiale. Enfin, nous portons une attention toute particulière à la valorisation du capital humain scientifique au sein des pôles de compétitivité mis en place par le gouvernement français en 2005 à l'image des clusters américains.

Mots-clés : innovation, R&D, capital humain scientifique, incitations, proximité spatiale.

## ABSTRACT

The aim of that thesis is to bring a micro level contribution to the economics of innovation when using original datasets on the French case. Here the manuscript is structured in three chapters: the labour market of scientists and engineers, the incentives for innovation in the private sector and the existence of spatial spillovers in the school to work transition for graduates in science and engineering (S & I).

In the first chapter of this thesis, we focus on the labour market for scientists and engineers. First, we identify the different characteristics of this labour market. We then analyze the determinants of access to R & D for young graduates in S & I. Finally, we question more broadly on the valuation of R & D in private companies. We determine whether it pays, or not, for an engineer to track his career in R & D.

This analysis of the labor market of scientists in industry shows that there is no direct return in R & D activities. This result raises the question about incentives. The second chapter is centered on those incentives for innovation in the private sector. The measurement for innovation is that the engineer has filed a patent, usually chosen indicator to measure innovation at the firm level. We are therefore interested in the variety of monetary incentives received by the inventors in private sector. The literature shows two types of monetary incentives: i) incentives related to performance of the inventor (wage level) ii) related to business performance (stock-options grants). We pay particular attention to inter-firm mobility of inventors.

In the final chapter of this dissertation, in line with the spatial analysis of innovation in literature, we analyze the existence of spatial spillovers effect in the recruitment of graduates in S & I by companies for their R & D activities. We also seek to determine whether the human capital of scientists is more highly valued in the inner circle of the more efficient scientific clusters. Our hypothesis tests the consistence for extent putting into question the theory of spatial job search. Finally, we pay special attention to the return to scientific human capital within the competitiveness poles established by the French government in year 2005 modeled on North American scientific clusters.

*Keywords:* innovation, R&D, scientific human capital, incentives, spatial proximity.

# SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE	- 8 -
CHAPITRE I :	
LE MARCHÉ DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES	- 22 -
1. INTRODUCTION.....	- 23 -
2. LES SPÉCIFICITÉS DU MARCHÉ DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES.....	- 26 -
3. LES DÉTERMINANTS À L'ACCÈS DANS LES EMPLOIS DE R&D.....	- 31 -
4. LES INÉGALITÉS DE CARRIÈRE DANS LES ACTIVITÉS DE R&D .....	- 54 -
5. CONCLUSION .....	- 74 -
BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE I .....	- 77 -
ANNEXES CHAPITRE I .....	- 87 -
CHAPITRE II :	
LES INCITATIONS A L'INNOVATION DANS LE SECTEUR PRIVE	- 101 -
1. INTRODUCTION.....	- 102 -
2. LA THÉORIE DE L'AGENCE APPLIQUÉE AUX INVENTEURS.....	- 103 -
3. OBJET DE L'ÉTUDE ET HYPOTHÈSES .....	- 112 -
4. LA MÉTHODOLOGIE UTILISÉE : MÉTHODE PAR APPARIEMENT.....	- 113 -
5. LES DONNÉES .....	- 117 -
6. ESTIMATION DU SCORE DE PROPENSION.....	- 124 -
7. QUALITÉ DE L'APPARIEMENT ET ROBUSTESSE DES RÉSULTATS .....	- 136 -
8. CONCLUSION .....	- 137 -
BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE II.....	- 139 -
ANNEXES CHAPITRE II .....	- 148 -
CHAPITRE III :	
MARCHÉ DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES, PROXIMITÉ GEOGRAPHIQUE ET POLES DE COMPETITIVITÉ	- 156 -
1. INTRODUCTION.....	- 157 -
2. MIGRATION ET ÉCONOMIE DE LA CONNAISSANCE.....	- 158 -
3. OBJET DE L'ÉTUDE ET HYPOTHÈSES .....	- 170 -
4. MÉTHODOLOGIE .....	- 171 -
5. DONNÉES ET STATISTIQUES DESCRIPTIVES .....	- 176 -
6. SYNTHÈSE DES RÉSULTATS .....	- 185 -
7. DISTANCE PARCOURUE.....	- 186 -
8. PROXIMITÉ SPATIALE ET SALAIRE.....	- 190 -
9. PÔLES DE COMPÉTITIVITÉ, MIGRATION ET SALAIRE .....	- 195 -
10. CONCLUSION .....	- 200 -
BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE III .....	- 202 -
ANNEXES CHAPITRE III.....	- 212 -
CONCLUSION GENERALE	- 230 -



# INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les théories de la croissance endogène ont entraîné un regain d'intérêt pour l'innovation. Ces théories sont qualifiées d'endogènes dans le sens où le progrès technique générant la croissance économique de long terme n'est plus exogène comme dans l'explication de Solow (1956) mais provient des activités de R&D effectuées par des agents maximisateurs (Jones, 1995). Ces théories mettent l'accent sur l'émergence d'un capital technologique transcendant la notion usuelle de stock d'équipement avec le rôle du capital humain (Lucas, 1988), de l'accumulation de connaissances (Romer, 1990) et des dépenses publiques (Barro, 1990) dans la croissance économique. On retrouve l'idée schumpétérienne (1934) d'innovation au cœur du développement économique. L'importance de l'innovation est notamment présente dans les travaux sur la croissance d'Aghion et Howitt (1992).

Dans la pratique, l'observation du miracle asiatique a montré que le gain dans l'acquisition des parts de marché était généré par la capacité à mettre en œuvre de l'innovation. Ainsi toutes ces nouvelles théories de la croissance ont repris l'idée ancienne d'Alfred Marshall (1890) des « externalités positives » en la rattachant à la stratégie schumpétérienne de maîtrise de l'innovation face aux aléas du cycle économique. Dans ce sens, il fallait innover sans cesse afin d'échapper à la concurrence et en profitant de l'innovation par la protection des idées (Romer, 1990), et en profitant des effets « boule de neige » qui, sur le long terme, proviennent des activités de R&D effectuées par des agents maximisateurs (Jones, 1995).

Le rôle de l'innovation dans la croissance économique est maintenant reconnu par les décideurs publics. En 2000, le Conseil européen de Lisbonne avait fixé comme objectif pour l'Union européenne et ses membres « *de devenir d'ici à 2010 l'économie de la connaissance la plus compétitive et la plus dynamique du monde* ». L'objectif principal concernant la politique d'innovation est d'atteindre un investissement en R&D de 3 % du PIB. En France, dix années plus tard, le bilan est plutôt au-dessous tant au niveau des inputs que des outputs de l'innovation. Avec un taux d'environ 2,08 %, la France se situe au-dessus de la moyenne de l'UE mais n'atteint pas l'objectif fixé des 3 % du PIB. Fait plus préoccupant est la faiblesse de la recherche privée en France par rapport aux autres pays (Commission européenne, 2009). En 2008, la part de dépenses en R&D effectuée par le secteur privé est de 51 % en France, alors que celle-ci est de 78 % au Japon, de 67 % aux États-Unis et de 67 % en Allemagne (*Source : Eurostat*). Concernant le nombre de brevets déposés, indicateur habituellement utilisé afin de mesurer le niveau d'innovation d'un pays, la France accuse

également un certain retard avec 133,74 brevets par million d'habitants déposés auprès de l'Office Européen contre 298 en Allemagne.

Plusieurs dispositifs ont été mis en place par le gouvernement afin de favoriser l'innovation. En effet, ces dernières années, la politique d'innovation en France a consisté à mettre en place des aides directes et fiscales aux entreprises. Les aides fiscales comprennent entre autres le crédit impôt-recherche et le dispositif jeune entreprise innovante. Les aides directes sont la création d'OSEO<sup>1</sup> ou encore des pôles de compétitivité<sup>2</sup>. A noter que l'entreprise est au centre de ces dispositifs.

En lien avec cet aspect stratégique du développement de l'innovation, les économistes se sont interrogés sur les facteurs permettant d'accroître la capacité innovatrice d'un pays. Les théories de la croissance endogène mettent l'accent sur le rôle joué de l'éducation comme le souligne l'article de Lucas (2009) sur le rôle des talents. Un article récent d'Aghion et *al.* (2009) montre que l'éducation est bien un facteur d'innovation et de croissance économique. L'intérêt de leur modèle est qu'il différencie les différents niveaux d'éducation. Investir dans l'enseignement supérieur n'aura pas le même impact sur l'innovation et la croissance économique qu'investir dans l'enseignement primaire. Selon les auteurs, alors que les diplômés issus d'universités à fort potentiel de recherche permettent l'innovation technologique, les autres types de diplômes permettent l'imitation technologique. A partir de données concernant les différents états américains, ils montrent que seul un choc positif de dépenses dans l'enseignement supérieur<sup>3</sup> aura un impact positif à la fois sur le niveau d'innovation et de croissance économique.

Furman, Porter et Stern (2002) définissent, quant à eux, la capacité nationale innovatrice (*national innovative capacity*) comme « *la capacité d'un pays, entité politique et économique de produire et commercialiser un flux d'innovation technologique sur le long terme* »<sup>4</sup>. L'intérêt de leur concept est qu'il comprend trois approches différentes et complémentaires de l'innovation. Cherchant à expliquer les différences de productivité entre les pays en termes d'innovation mesurée par le nombre de brevets déposés par pays, ils montrent que les différences

---

<sup>1</sup> Les aides OSEO sont des aides directes à l'innovation pour partager les risques inhérents aux programmes de recherche et favoriser ainsi l'accès aux financements des PME privées.

<sup>2</sup> Voir le site du Ministère de l'Economie, des Finances et des Industries.

<sup>3</sup> Ce résultat n'est pas valide pour les établissements universitaires en deux années.

<sup>4</sup> A partir de cette approche théorique, Porter et Stern (2002) construisent un index de capacité innovatrice nationale. Selon cet index, en 2001, la France se situe au 9<sup>ème</sup> rang mondial et au 7<sup>ème</sup> rang européen.

observées peuvent s'expliquer par les ressources consacrées par les pays dans les infrastructures innovatrices mais également par l'organisation industrielle et les politiques nationales, c'est-à-dire le rôle des universités ou des incitations offertes à l'innovation. Les incitations à l'innovation concernent plus particulièrement les politiques de protection de la propriété intellectuelle des différents pays. En d'autres termes, il ne suffit pas pour un pays d'avoir un nombre suffisant d'ingénieurs et de scientifiques qualifiés, les performances innovatrices du pays dépendront également des incitations mises en place ainsi que de la qualité des liens entre les différentes institutions telles que les universités et les entreprises. Ce concept incorpore donc la théorie de la croissance endogène mais également la théorie des clusters développée par Porter (1990) ainsi que la théorie concernant les systèmes nationaux d'innovation (Nelson, 1993). Généralement, la théorie de la croissance endogène met l'accent sur les inputs de l'innovation tels que les dépenses de R&D, le stock de connaissances disponibles ou encore le niveau de capital humain. La théorie des systèmes nationaux d'innovation s'intéresse quant à elle plus particulièrement aux différents acteurs, institutions de l'innovation (États, entreprises privées) et à leurs interactions. La théorie de Porter (1990) part du constat que certaines régions, certains lieux sont plus propices à l'innovation, ce qu'il nomme les clusters. Selon Porter (1998), un cluster peut se définir comme « *une forme de réseau qui se produit dans un lieu géographique, où la proximité des entreprises et des institutions assure certaines formes de convergence et augmente la fréquence et l'impact des interactions* ». Le territoire est, en effet, apparu comme facteur de croissance économique par les externalités engendrées dues aux effets d'agglomération. Cette notion reste néanmoins difficile à appréhender. Dans leur modèle, Aghion et *al.* (2009) montrent que certains états peuvent ne pas bénéficier de l'accroissement de leurs dépenses dans l'enseignement supérieur. Ils l'expliquent par le fait que les individus diplômés au sein d'états éloignés de leur frontière technologique tendent à migrer vers des états proches de leur frontière technologique.

Les mêmes facteurs d'innovation au niveau d'un pays ont été identifiés au niveau de l'entreprise. Romijn, Albaladejo (2002) montrent que les capacités d'innovation de l'entreprise dépendront des facteurs internes de l'entreprise, notamment le personnel qualifié, mais également des interactions avec l'environnement extérieur. L'entreprise doit donc en premier lieu posséder un stock adéquat de scientifiques et d'ingénieurs afin d'absorber les nouvelles technologies, de les transférer et d'en créer de nouvelles. Mais elle

doit également posséder des liens étroits avec les institutions de recherche. Kremp et Mairesse (2003) montrent que les performances innovatrices des entreprises françaises dépendront également fortement du type de management de la connaissance adopté par celles-ci, *toutes choses égales par ailleurs* (après la prise en compte de la taille de l'entreprise et l'intensité en R&D).

\*\*\*\*

\*

De nombreux travaux portent donc sur l'innovation généralement au niveau macroéconomique. Dans cette thèse, nous abordons les différents concepts abordés auparavant sous une approche plus microéconomique par l'analyse du marché du travail des scientifiques et ingénieurs. Les ingénieurs et scientifiques jouent, en effet, un rôle central dans l'innovation par la création et l'accumulation de connaissances (Lavoie et Finnie, 1998). Les approches macroéconomiques soulignent que la capacité d'innovation est reliée à plusieurs facteurs dont le niveau de capital humain, les incitations à l'innovation ou encore le transfert de connaissances entre les différentes institutions, notamment par la proximité. Dans cette thèse, nous nous interrogeons sur ces trois différents aspects :

1. Quelles sont les caractéristiques du marché du travail des ingénieurs et scientifiques ? Plus particulièrement, quels sont les déterminants à l'accès aux activités de R&D pour les jeunes diplômés en S&I ? Comment sont valorisées les activités de R&D au sein des entreprises ?
2. Au sein des entreprises, quelles sont les incitations pour les ingénieurs à innover ? Comment les entreprises incitent les ingénieurs à déposer un brevet ?
3. Quel est le rôle de la proximité spatiale au niveau du recrutement et du salaire des diplômés en S&I au sein des activités de R&D ?

Cette thèse s'insère en partie dans la lignée des travaux de Paula Stephan (1996, 2004) concernant l'économie de la science, notamment l'article « *The Economics of Science* » (1996). En effet, dans cet article, Stephan aborde les thèmes du marché du travail des scientifiques ou encore des incitations existantes pour les chercheurs. L'approche développée au sein de cette thèse est micro-économique, nous nous situons au niveau des

scientifiques et ingénieurs. Nous nous intéressons aux individus possédant un Bac + 5 et plus particulièrement aux détenteurs d'un diplôme d'écoles d'ingénieurs ou d'un doctorat. Nous nous concentrons uniquement sur ces diplômés puisque, d'une part, ils représentent la majorité des employés dans les activités de R&D (Observatoire de l'emploi scientifique, 2009) et d'autre part, ce sont les individus les plus diplômés qui sont responsables de la majorité des innovations (Rebelo, 1998). Nous prenons en compte uniquement les docteurs en disciplines de sciences et ingénierie (S&I) car ce sont ces docteurs qui participent majoritairement à l'innovation industrielle et cela nous permet une comparaison avec les diplômés d'écoles d'ingénieurs (contrairement aux docteurs en sciences sociales). Cette thèse est constituée de trois chapitres : le marché du travail des scientifiques et ingénieurs, les incitations à l'innovation dans le secteur privé et, enfin, le marché du travail scientifique, proximité géographique et pôles de compétitivité.

\*\*\*\*

\*

### **Le marché du travail des ingénieurs et des scientifiques**

La principale source d'innovation est la recherche interne des entreprises (Boyer et Michel, 1998). Comme le soulignent Nelson et Rosenberg (1993), bien que les universités et les institutions publiques jouent un rôle important dans le développement de nouveaux produits, la majorité de la recherche appliquée est faite par les entreprises. Les travaux empiriques montrent un lien positif entre les dépenses en R&D des entreprises et leurs capacités innovatrices (Hall et *al.*, 1986, Acs et Audretsch, 1998). Selon Foray et Mowery (1990), la R&D industrielle interne a deux fonctions : *l'innovation* et *l'apprentissage*. Il nous faut, dans un premier temps, décrire cette main d'œuvre qui prend en charge la fonction d'innovation dans l'entreprise. Dans le premier chapitre de cette thèse, nous nous intéressons au marché du travail des scientifiques et ingénieurs. Les activités de R&D au sein des entreprises n'ont pas comme unique fonction de créer de nouvelles connaissances technologiques, elles permettent également d'accroître « *les capacités des entreprises à identifier, assimiler et exploiter les connaissances de leur environnement* », ce que Cohen et Levinthal (1989)

nomment la capacité d'absorption des entreprises. La performance des activités de R&D dépendra de la capacité des scientifiques et ingénieurs à assimiler et créer de nouvelles connaissances. L'étude de Leiponen (2005) souligne que le fait de ne pas posséder un stock suffisant d'ingénieurs et de scientifiques hautement qualifiés pour une entreprise affectera ses capacités innovatrices puisqu'elle ne sera pas capable d'utiliser les nouvelles technologies disponibles. L'analyse de l'innovation doit donc passer par l'analyse du marché du travail particulier des ingénieurs et des scientifiques au sein des entreprises. C'est ce que nous abordons dans ce premier chapitre.

Ce chapitre comprend trois parties. Dans la première partie, nous présentons les spécificités du marché du travail des scientifiques. Nous montrons que ce marché du travail se distingue des autres marchés du travail principalement par deux caractéristiques qui sont un capital humain spécifique et une incertitude importante. Nous décrivons, ensuite, comment s'exprime la demande d'emploi par l'analyse empirique de l'entrée des jeunes diplômés en sciences et ingénierie au sein des activités de R&D en entreprise. Selon Romijn et Albaladejo (2002), l'incapacité pour une entreprise de recruter des ingénieurs et scientifiques talentueux sera une contrainte pour la croissance de l'entreprise. Nous cherchons plus particulièrement à dégager les principaux déterminants de l'accès au sein des activités de R&D en différenciant les docteurs des diplômés d'écoles d'ingénieurs. La dernière partie de ce chapitre s'intéresse à la carrière des diplômés d'écoles d'ingénieurs au sein des activités de R&D. Nous nous interrogeons plus globalement sur la valorisation des activités de R&D au sein des entreprises privées. Nous nous demandons s'il est rentable pour un ingénieur d'effectuer sa carrière au sein des activités de R&D.

\*\*\*\*

\*

### **Les incitations à l'innovation dans le secteur privé**

Cette analyse du marché du travail des scientifiques en entreprise montre qu'il n'existe pas de prime aux fonctions de R&D. L'aléa de l'innovation, conditionnant l'efficacité de la R&D, peut-il être réduit par des incitations à l'innovation dans le secteur privé ? Selon Holmstrom (1989), afin d'accroître ses capacités innovatrices, l'entreprise doit posséder des

ingénieurs et scientifiques talentueux mais ce n'est pas une condition suffisante, il s'agit également de les inciter à innover. Les connaissances de l'entreprise sont composées de connaissances individuelles. La littérature sur le management de la connaissance se situe majoritairement au niveau de l'entreprise bien qu'il semble également important de prendre en compte le niveau individuel. Se pose alors la question des incitations des individus à créer et à partager de nouvelles connaissances (Foss et Mahnke, 2003). La mesure de l'innovation choisie est le fait de déposer un brevet. Cet indicateur est habituellement utilisé comme mesure du niveau d'innovation au niveau des pays ou des entreprises. Le nombre de brevets déposés est également souvent considéré comme un critère d'évaluation de la performance au sein des départements de R&D.

Plusieurs théories peuvent être mobilisées afin d'analyser les incitations à l'innovation au sein des entreprises. Dans le cadre des incitations, la théorie de l'agence semble la plus appropriée (Galende, 2006). Dans la première partie de ce chapitre, nous montrons l'existence d'asymétrie d'information et d'aléa moral entre l'employeur et l'inventeur. L'asymétrie d'information provient principalement du fait que l'employeur ne peut contrôler l'effort de l'ingénieur à innover. Il existe également un aléa moral puisque l'inventeur peut à partir de ses résultats de recherche créer sa propre entreprise ou partir les exploiter dans une entreprise concurrente. La mobilité inter-entreprise des inventeurs est un phénomène fréquemment observé. Il s'agit donc pour l'employeur de mettre en place un système d'incitation à l'innovation optimal. Nous montrons que particulièrement deux types d'incitations monétaires qui sont les incitations liées à la performance de l'individu (le salaire) et celles liées à la performance des entreprises (les stock-options) ressortent de la littérature. Dans la seconde partie ce chapitre, nous analysons empiriquement les incitations à l'innovation pour les ingénieurs. Lors de l'analyse empirique, nous portons une attention toute particulière à la mobilité inter-entreprise des inventeurs ainsi qu'au type d'entreprise. Nos données nous permettent également d'effectuer une comparaison avec les entreprises étrangères et de déterminer ainsi si le type de compensation offerte diffère.

\*\*\*\*

\*



## **Marché du travail scientifique, proximité géographique et pôles de compétitivité**

L'importance de la géographie dans les activités économiques est reconnue depuis les travaux de Marshall (1890) et sa célèbre phrase : « *The mysteries of the trade become no mystery, but are, as it were, in the air* ». Ces dernières années, on a assisté à un renouveau de la géographie économique notamment avec les travaux de Krugman (1990) et Porter (1990, 2000) qui portent un intérêt tout particulier à la relation innovation-territoire. Une littérature s'est ainsi développée autour des districts industriels, des milieux innovateurs ou encore des clusters. Dans l'article d'Aghion et *al.* (2009), la migration des plus diplômés est prise en considération et explique pourquoi les dépenses dans l'enseignement universitaire peuvent ne pas avoir d'impact sur la croissance économique dans certains états américains.

Les études analysant le lien innovation-proximité géographique sont majoritairement nord-américaines. Les études françaises (Grossetti, 2000, Torre, 2006) se sont plus particulièrement intéressées à la nature localisée des contrats entre les entreprises privées et les universités. Alors que l'un des vecteurs les plus puissants du transfert de technologie est l'embauche de jeunes chercheurs locaux par les entreprises (Grossetti, 1990), cela a néanmoins fait l'objet de peu d'études. Dans la théorie de Porter, l'université est au cœur des clusters. Cette question est d'autant plus importante que le rapport 2008 de l'enseignement supérieur se donne comme objectif de placer l'enseignement supérieur et la recherche au cœur du processus territorial d'innovation. Dans le dernier chapitre de cette thèse, nous nous intéressons donc au rôle de la proximité géographique dans le recrutement des jeunes diplômés en sciences et ingénierie au sein des activités de R&D. Nous portons une attention particulière aux pôles de compétitivité. Ces pôles ont été créés en 2004 sur le modèle des districts industriels et des clusters. L'objectif affiché de ces pôles est « *de rassembler sur un territoire donné, des entreprises, des laboratoires de recherche et des établissements de formation pour développer des synergies et des coopérations* ».

Dans la première partie de ce chapitre, nous commençons par présenter la théorie standard de la prospection d'emploi avec prise en compte de la dimension spatiale. Cette théorie stipule que les agents maximisateurs connaîtront une migration uniquement si les bénéfices de celle-ci, principalement le salaire espéré, dépassent les coûts engendrés. Les agents vont donc faire un arbitrage entre distance parcourue et salaire. Dans un second

temps, nous montrons en quoi l'existence d'effets de proximité spatiale dans l'innovation est susceptible de remettre en cause cet arbitrage. Nous faisons l'hypothèse que les diplômés locaux dans les activités de R&D possèdent un capital humain spécifique plus fortement valorisé au sein du marché du travail local.

La deuxième partie de ce chapitre comprend l'analyse empirique. Dans un premier temps, nous cherchons à déterminer dans quelle mesure il existe un effet de proximité dans l'accès des activités de R&D pour les docteurs et les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Nous déterminons également le rendement salarial de la mobilité pour ces diplômés en fonction du type d'activités exercées (R&D contre hors R&D). Dans un second temps, nous étudions plus particulièrement l'impact des pôles de compétitivité sur la mobilité et le rendement salarial au sein des activités de R&D.

\*\*\*\*

\*

Deux bases de données différentes et complémentaires sont utilisées dans cette thèse. La première base est issue de l'enquête Génération 2004 effectuée par le CEREQ<sup>5</sup>. Cette enquête interroge les individus sur leur insertion professionnelle, soit trois années après qu'ils ont quitté le système éducatif. Nous disposons d'un échantillon de 1500 diplômés au moins à Bac + 5 et dans une discipline scientifique. Cette base de données nous permet d'avoir les informations nécessaires sur l'insertion sur le marché du travail des diplômés en sciences et ingénierie, elle sera utilisée dans les chapitres 1 et 3.

La seconde base de données provient de la 20<sup>ème</sup> enquête du Conseil National des Ingénieurs et des Scientifiques de France. Cette enquête est effectuée chaque année auprès des diplômés d'écoles d'ingénieurs quels que soient leur âge et leur niveau d'expérience professionnelle. Contrairement à la base de données précédente, elle nous permet d'avoir des informations détaillées sur la carrière des diplômés. Cette enquête comporte également un volet sur les pratiques d'innovation au sein des entreprises. Cette base est utilisée pour

---

<sup>5</sup> Centre d'Etudes et de Recherches sur les Qualifications.

l'analyse empirique des chapitres 1 et 2. Grâce à ces données, nous avons pu avoir une approche empirique pour chaque aspect développé.

## BIBLIOGRAPHIE DE L'INTRODUCTION

ACS, Z.J., AUDRETSCH, D.B. (1998), Innovation in large and small firms: an empirical analysis, *American Economic Review*, vol. 70, n° 4, pp. 678-690.

AGHION, P., BOUSTAN, L., HOXBY, C., VANDENBUSSCHE, J. (2009), The causal impact of education on economic growth: evidence from U.S., Working Paper, Harvard University.

AGHION, P., HOWITT, P. (1992), A model of growth through creative destruction, *Econometrica*, vol. 60, n° 2, pp. 323-351.

BARRO, R. (1990), Government spending in a simple model of endogenous growth, *Journal of Political Economy*, vol. 98, n° 5, pp. 103-126.

BOYER, R., MICHEL, D. (1998), *Innovation et croissance, Rapport pour le Conseil d'Analyse Économique*, La Documentation française, Paris.

COHEN, W., LEVINTHAL, D. (1989), Innovation and Learning : the two faces of R&D, *The Economic Journal*, vol. 99, n° 397, pp. 569-596.

COMMISSION EUROPEENNE (2009), *Suivi de la situation de la France au regard des indicateurs de Lisbonne* (édition 2009), 259 p.

CONSEIL ECONOMIQUE ET SOCIAL (2008), *Aménagement du territoire, enseignement supérieur et recherche : entre proximité et excellence*, présenté par M. Jean-Pierre Dupont au nom de la section des économies régionales et de l'aménagement du territoire (26-27 février 2008) <http://www.ces.fr/rapport/doclon/08060304.pdf>.

FORAY, D., MOWERY, D. (1990), L'intégration de la R&D industrielle : nouvelles perspectives d'analyse, *Revue Économique*, vol. 4, n° 3, pp. 501-530.

FOSS, N.J., MAHNKE, V. (2003), Knowledge management what can organization economics contribute?, Dans : EASTERBY-SMITH, M., LYLES, M.A. (eds), *Blackwell Handbook of organizational learning and knowledge management*, Blackwell : Oxford, pp. 78-103.

FURMAN, J., PORTER, M., STERN, S. (2002), The determinants of national innovative capacity, *Research Policy*, vol. 31, n° 6, pp. 99-133.

GALENDE, J. (2006), Analysis of technological innovation from business economics and management, *Technovation*, vol. 26, n° 3, pp. 300-311.

GROSSETTI, M. (1990), Enseignement supérieur et technopôles. Le cas de l'informatique à Toulouse, *Revue Française de Sociologie*, vol. 31, n° 3, pp. 463-482.

GROSSETTI, M. (2000), Les effets de proximité spatiale dans les relations entre organisations : une question d'encastrement, *Espace et Société*, n° 101-102, pp. 203-219.

HALL, B., GRILICHES, Z., HAUSMAN, J. (1986), Patents and R&D: is there a lag?, *International Economic Review*, vol. 27, n° 2, pp. 265-283.

HOLMSTROM, B. (1989), Agency costs and innovation, *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 12, n° 3, pp. 305-327.

JONES, C. (1995), R&D based models of economic growth, *Journal of Political Economy*, vol. 103, n° 4, pp. 759-784.

KREMP, E., MAIRESSE, J. (2003), Knowledge management, innovation and productivity. A firm level exploration based on French manufacturing CIS3 Data, Dans : FORAY, D., GAULT, F. (eds), *Measuring Knowledge Management*, Paris : OCDE, pp. 143-168.

KRUGMAN, P. (1990), *Geography and Trade*, Cambridge, MA: MIT Press.

LAVOIE, M., FINNIE, R. (1998), The early careers of engineers and the accumulation of skills in the Canadian economy, *Economic Innovation New Technology*, vol. 7, n° 1, pp. 53-69.

LEIPONEN, A. (2005), Skills and innovation, *International Journal of Industrial Organization*, vol. 23, n° 5-6, pp. 303-323.

LUCAS, R.E. (1988), On the mechanics of economic development, *Journal of Monetary Economics*, vol. 22, n° 1, pp. 3-42.

LUCAS, R.E. (2009), Ideas and Growth, *Economica*, vol. 76, n° 301, pp. 1-19.

MARSHALL, A. (1890), *Principes d'économie politique*, Gordon & Breach.

NELSON, R.R., ed. (1993), *National Innovation Systems: A comparative Study*, New York : Oxford University Press.

NELSON, R.R., ROSENBERG, R. (1993), Technical innovation and national systems, Dans : NELSON, R.R. (eds), *National innovation systems*, New York: Oxford University Press, pp. 3-22.

OBSERVATOIRE DE L'EMPLOI SCIENTIFIQUE (2009), *État des lieux de l'emploi scientifique en France*, Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche.

PORTER, M. (1990), *The competitive advantage of nations*, The Free press, New York.

PORTER, M. (1998), *On competition*, Harvard Business School Press.

PORTER, M. (2000), Locations, Clusters and Company Strategy, Dans : Clark G., FELDMAN, M., GERTLER, M. (eds), *The Oxford Handbook of Economic Geography*, Oxford : Oxford University Press, pp. 253-274.

PORTER, M., STERN, S. (2002), National innovative capacity, Dans : PORTER, M., SACHS, J.D. (eds), *The global Competitiveness Report 2001-2002*, New-York : Oxford university Press, pp. 102-118.

REBELO, S. (1998), On the Determinants of Economic Growth, Dans : WOLF, C.H. (eds), *Contemporary Economic Issues: Proceedings of the Eleventh World Congress of the International Economic Association*, Londre : Macmillan Press, pp. 138-156.

ROMER, P.M. (1990), Endogenous Technological Change, *Journal of Political Economy*, vol. 98, n° 5, pp. 71-102.

ROMIJN, H., ALBALADEJO, M. (2002), Determinants of innovation capability in small electronics and software firms in southeast England, *Research Policy*, vol. 31, n° 7, pp. 1053-1067.

SCHUMPETER, J. (1934), *The theory of Economic Development*, Cambridge : Harvard University Press.

SOLOW, R. (1956), A contribution to the theory of economic growth, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 70, n° 1, pp. 65-94.

STEPHAN, P.E. (1996), The Economics of science, *Journal of Economic Literature*, vol. 34, n° 3, pp. 1199-1235.

STEPHAN, P.E., SUMELL, A., BLACK G., ADAMS, J. (2004), Doctoral Education and economic development: the flow of new PhDs to industry, *Economic Development Quarterly*, vol. 18, n° 2, pp. 151-167.

TORRE, A. (2006), Clusters et systèmes locaux d'innovation. Un retour critique sur les hypothèses naturalistes de la transmission des connaissances à l'aide des catégories de l'économie de la proximité, *Régions et Développement*, n° 24, pp. 15-44.

**CHAPITRE I :  
LE MARCHÉ DU TRAVAIL DES  
SCIENTIFIQUES**

## 1. Introduction

La connaissance est considérée comme une ressource cruciale des entreprises, la façon d'attirer et de retenir les scientifiques et les ingénieurs a donc une importance capitale (Manolopoulos, 2006). En 2006, avec plus de 211000 chercheurs en équivalent temps plein, la France se situe au 6<sup>ème</sup> rang mondial et à la seconde position au niveau de l'Union européenne (derrière l'Allemagne). Par contre, même si depuis 1985, le nombre de chercheurs dans le privé a triplé passant de 35100 à plus de 108000, la France accuse encore un retard important par rapport aux autres pays. En effet, en 2006, la part de chercheurs en entreprises est de 54 %, alors que cette part est de 79 % aux États-Unis, de 68 % au Japon et de 61 % en Allemagne<sup>6</sup>.

Depuis les années 60, la pénurie d'ingénieurs et de scientifiques est souvent annoncée dans les médias et est sujette à de nombreux débats dans la littérature académique, que ce soit aux États-Unis (Arrow et *al.*, 1959, Butz et *al.*, 2003, Brown et *al.*, 2008) ou au sein de l'Union européenne (Gago, 2004, Becker, 2010). De nombreux rapports font état d'une désaffectation des matières scientifiques dans l'enseignement supérieur notamment en France (Giret et *al.*, 2006). Le nombre d'inscrits en master recherche dans une discipline scientifique ne cesse de diminuer depuis 2004 avec une diminution de - 4,1 % en 2009. Par contre, l'évolution semble différente pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs. En 2007, plus de 27500 diplômés d'ingénieurs ont été délivrés, ce qui représente depuis 2000, une augmentation de 5,8 % du nombre de diplômés délivrés. Le nombre de doctorats délivrés en sciences connaît également une légère augmentation depuis 2000<sup>7</sup>.

En plus de la question en termes d'offre de diplômés en S&I, se pose également la question du choix de carrière de ces jeunes diplômés (Lavoie et Finnie, 1998). Aux USA, Lowell et Salzman (2007) ne constatent pas de pénurie en termes d'offre de diplômés, par contre, il semblerait que ces jeunes diplômés puissent être attirés par d'autres types de carrière plus attractive. Freeman (2006) et Mishagina (2008) notent notamment qu'il existe une certaine désertion des natifs américains pour les carrières scientifiques au profit d'autres

---

<sup>6</sup> Source : Observatoire de l'emploi scientifique (2009).

<sup>7</sup> Source : Observatoire de l'emploi scientifique (2009).



activités relativement mieux payées pour un niveau de formation équivalent. Selon Murphy et *al.* (1991), le flux d'individus les « plus talentueux » au sein des métiers de la finance ou juridiques peut être une des sources d'une croissance de productivité plus faible pour un pays.

En France, l'étude du CNISF menée en 2008 montre qu'environ 50 % des ingénieurs pensent qu'il est actuellement difficile de recruter et parmi ceux-ci 20 % déclarent qu'une raison possible est que les jeunes diplômés soient séduits par d'autres métiers tels que la finance, banque ou assurance. La pénurie d'ingénieurs au sein du secteur R&D pourrait donc être également attribuée à un manque d'attractivité en termes de salaire et de perspective de carrière. Néanmoins, peu d'études économiques ont analysé ce marché du travail particulier qu'est le marché du travail des scientifiques. Au vu de la contribution des activités de R&D à la croissance économique, l'étude de ce marché du travail nous semble primordiale. Si nous reprenons la définition donnée dans le manuel de Frascati (2002), le marché du travail des scientifiques peut être défini comme « *le marché du travail des individus engagés dans la conception ou la création de nouvelles connaissances, produits, processus, méthodes et systèmes et également dans le management de projets concernés* ». Cette définition peut poser problème dans le sens où il existe une forte distinction entre le marché du travail des chercheurs académiques et celui des chercheurs industriels (Lanciano et *al.*, 2002). Dans cette thèse, nous ne nous intéressons qu'au segment concernant la recherche industrielle.

Dans la première partie de ce chapitre, il est important de présenter quelles sont les caractéristiques de ce marché du travail et en quoi on peut le différencier des autres marchés du travail. Nous dégagons deux caractéristiques importantes qui sont la spécificité du capital humain et le rôle de l'incertitude. Nous montrons que sur ce marché du travail, le capital humain scientifique se caractérise par un niveau élevé mais peut également présenter un risque de dépréciation plus rapide. Ce marché se distingue également par une incertitude importante. Cette incertitude porte autant sur l'effort que sur la mesure de la productivité du scientifique. La gestion de la carrière des scientifiques s'en trouve affectée. Dans ce contexte, se pose la question du recrutement et de la gestion de la carrière des ingénieurs au sein des activités de R&D. Nous fondons les analyses des deux parties suivantes sur les caractéristiques mises en évidence dans cette partie.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous nous intéressons à l'accès des jeunes diplômés dans les activités de R&D. Il s'agit, en effet, pour l'entreprise d'attirer les ingénieurs

les plus talentueux, les plus créatifs. Selon Hoffman et *al.* (1998), l'incapacité de recruter les ingénieurs et scientifiques les plus productifs aura des conséquences sur la croissance de l'entreprise. Au vu des caractéristiques des activités scientifiques, la politique de recrutement dans le secteur R&D peut différer et reposer sur d'autres facteurs par rapport à d'autres types d'activités (Angel et *al.*, 2009). Lors du recrutement, l'employeur se base-t-il uniquement sur le capital humain de l'individu (signal « formel ») ou utilise-t-il d'autres sources d'informations telles que les réseaux de l'individu (signal « informel ») ? Ces facteurs diffèrent-ils selon le type de diplôme ? Les entreprises peuvent également agir sur le salaire d'embauche du jeune diplômé (Zenger, Lazzarini, 2004). Quel est le rendement salarial des activités de R&D en début de carrière pour les jeunes chercheurs ? Une difficulté dans l'analyse de l'accès à la R&D est que les diplômés travaillant dans le secteur recherche peuvent présenter une motivation différente telle qu'« une préférence pour la recherche » par rapport aux diplômés se trouvant dans d'autres types d'activités. Or, nous ne pouvons observer ce type de motivation, ce qui risque d'entraîner des biais de sélection. En effet, ce type de caractéristiques non observables est susceptible d'affecter à la fois le fait de travailler dans la R&D et le salaire des jeunes diplômés. Afin de traiter l'existence de tels biais, nous utilisons un modèle de régression endogène (« Endogenous switching regression ») ou encore appelé « Mover/stayer ». Cette méthode estime simultanément les fonctions de gains et l'équation de sélection par la méthode du maximum de vraisemblance à information complète. Les données utilisées sont issues de l'enquête « Génération 2004 » réalisée par le CEREQ. Cette enquête concerne environ 33000 individus interrogés en 2007 sur leur insertion professionnelle, soit 3 ans après avoir quitté le système éducatif. Nous nous intéressons ici uniquement aux diplômés possédant au moins un Bac + 5 dans une discipline scientifique et salariés du secteur privé, ce qui représente environ 1500 individus dans l'échantillon.

Dans la dernière partie de ce chapitre, nous nous interrogeons sur la valorisation des activités de R&D pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs au sein des entreprises. Le manque de valorisation des activités de R&D a été identifié dès les années 70 au sein de la littérature économique. Néanmoins, peu d'études récentes portent sur ce sujet. Nous cherchons, tout d'abord, à déterminer empiriquement le rendement salarial pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs d'être employés au sein des activités de R&D par rapport aux autres types d'activités. Nous nous intéressons également aux facteurs susceptibles d'expliquer une différence de rendement. Plus précisément, nous nous interrogeons sur la valorisation de

l'expérience et l'ancienneté au sein des deux types d'activités. Pour cela, nous utilisons les données de l'enquête du Conseil National des Ingénieurs et des Scientifiques de France (CNISF) effectuée en 2009. Cette enquête interroge chaque année, les ingénieurs issus d'une école d'ingénieurs. Nous avons un échantillon d'environ 16000 ingénieurs. Dans notre échantillon, il existe une hétérogénéité importante des salaires des ingénieurs. Cette hétérogénéité peut s'expliquer par la présence de « superstars », au sens de Rosen (1981). La technique de régression par quantile développée par Koenker et Hallock (2001) est utilisée. L'écart salarial entre les deux types d'activités est ensuite déterminé par la décomposition d'Oaxaca-Blinder adaptée à l'analyse par quantile nous permettant ainsi de mesurer la contribution des différents facteurs (ancienneté, expérience) à l'écart salarial.

## **2. Les spécificités du marché du travail des scientifiques**

La première partie de ce chapitre consiste à dégager les différentes spécificités du marché du travail des scientifiques. Cette partie est importante puisque nous fonderons les analyses suivantes en prenant en compte ces caractéristiques. Nous présentons les deux caractéristiques que nous jugeons les plus importantes, soit le type de capital humain et l'incertitude.

### **2.1. Un capital humain scientifique**

Selon la théorie du capital humain (Becker, 1993, Mincer, 1974), l'éducation permet d'accroître la productivité des individus. Au sein des activités de R&D, le niveau de capital humain semble d'autant primordial. En France, en 2007, 80 % des chercheurs dans le privé possèdent au moins un Bac + 5, parmi ceux-ci 66 % sont issus d'une école d'ingénieurs, 16 % possèdent un master et 17 % sont docteurs (Rapport de l'Observatoire Scientifique, 2009). Nous pouvons expliquer l'importance du niveau de capital humain par principalement deux effets qui sont un *effet productivité* et un *effet absorption*. Tout d'abord, selon Nelson et Phelps (1966), l'éducation accroît la capacité des individus à recevoir, décoder et comprendre

l'information. Ils soulignent que le niveau d'éducation sera particulièrement important pour les fonctions au sein des entreprises demandant une forte adaptation aux changements technologiques. Bartel, Lichtenberg (1987) indiquent également que plus l'environnement de production est caractérisé par une forte incertitude, plus la productivité des plus diplômés est grande par rapport à celle des moins diplômés. Selon ces auteurs, les individus les plus diplômés possèdent un avantage comparatif dans l'implantation d'innovation par rapport aux autres diplômés. Wozniak (1987) établit également un lien entre le niveau de capital humain et la diffusion de la technologie au sein des entreprises. Au vu de la complexité des activités de R&D, une proportion importante de hauts diplômés est donc nécessaire (Corvers, 1997). Dans une étude empirique récente, Lee et *al.* (2005) trouvent qu'au sein des entreprises, les diplômés d'un master ou d'un doctorat sont plus performants en R&D, mesuré par le nombre de brevets, de publications que les autres diplômés. Les diplômés de l'enseignement supérieur semblent donc posséder un important effet productivité dans le cas des activités de R&D.

D'autre part, au sein des entreprises, le département de R&D doit permettre à celles-ci de renforcer leurs capacités d'absorption. En effet, selon Cohen et Levinthal (1989, 1990), les activités de R&D développent la capacité des entreprises à identifier, assimiler et exploiter les connaissances de l'environnement provenant d'autres entreprises, des instituts de recherche ou encore des universités. La capacité d'absorption de l'entreprise dépendra du niveau d'éducation et de formation des employés au sein des activités de R&D (Vinding, 2001, Schmidt, 2010). Rothwell et Dodgson (1991) montrent l'importance pour les (petites) entreprises de posséder des scientifiques et ingénieurs hautement qualifiés afin d'avoir accès aux connaissances extérieures. Les scientifiques ont un rôle de « gatekeeper ». Il ne s'agit pas seulement d'assimiler les connaissances externes mais également de les diffuser au sein des autres départements de l'entreprise (Daghfous, 2004). Au sein des activités de R&D, le capital humain que nous nommons de capital humain scientifique est donc caractérisé par un niveau très élevé de formation initiale permettant une capacité d'innovation ainsi qu'une capacité d'absorption.

Par contre, ce type de capital humain risque de connaître une obsolescence plus rapide que les autres types de capital humain. Selon Rosen (1975), deux types d'obsolescence peuvent être distingués, l'obsolescence économique et l'obsolescence technique. L'obsolescence technique provient de l'individu lui-même (diminution des capacités

physiques ou intellectuelles avec l'âge...) alors que l'obsolescence économique est due à un changement de l'environnement de l'individu, aux avancées technologiques. Selon De Grip et *al.* (2002), l'obsolescence technique affecte le *stock* de capital humain possédé par l'individu, par contre, l'obsolescence économique affecte la *valeur* du capital humain qu'il possède. Neuman et Weiss (1995) montrent que l'obsolescence des compétences est plus rapide pour les individus employés dans des entreprises de hautes technologies que pour les individus employés dans d'autres types d'activités. Les mêmes résultats ont été trouvés en Suisse dans une étude plus récente de Ramirez (2002). Janssen et Backes (2009) trouvent également que les individus dont l'emploi demande des compétences principalement basées sur les connaissances connaissent une dépréciation de leur capital humain plus rapide que ceux dont l'emploi est principalement basé sur l'expérience. Dans le cadre du secteur académique, afin de mesurer l'obsolescence du capital humain des chercheurs, Mc Dowell (1982) calcule un « literature decay rate » pour sept disciplines académiques. Il montre que l'obsolescence des compétences pour les chercheurs dans les matières scientifiques telles que la physique ou la biologie est beaucoup plus rapide par rapport aux autres disciplines académiques. Dans une étude plus récente, Preston (2004) mesure l'obsolescence par un indicateur identique et montre que la dépréciation des compétences varie également fortement selon les sous-disciplines scientifiques.

Dans le secteur privé, l'obsolescence de la formation des ingénieurs semble également problématique. En effet, Dalton et Thompson (1971) interrogeant un manager d'une grande entreprise dans l'électronique rapportent les propos suivants : « *It seems as if an engineer's performance and productivity will increase to a certain point, and then drop off. Some men can continue to perform at a high level until after they are 50 years old, but most of the engineers go downhill after turning 40* ». Dalton et Thompson (1971) rapportent également que les managers pensent que pour les ingénieurs en R&D, la moitié de ce qui a été appris lors de leur formation devient obsolète au bout de dix années. Quant à Clarke (2002), il montre que la moitié de ce qui a été appris pendant les études de l'ingénieur deviendra obsolète après cinq années au sein des activités de R&D.

## **2.2. Incertitude et carrière des ingénieurs et scientifiques**

La seconde spécificité du marché du travail des scientifiques est l'incertitude (Clarke, 2002). Cette incertitude concerne plusieurs aspects. Tout d'abord, le travail du chercheur est principalement cognitif, l'effort productif fait par le chercheur ne peut être précisément observé par l'employeur. Le travail du chercheur ne peut être intrinsèquement contrôlé (Ferrary, 2008). Au sein des laboratoires de R&D, il y a donc une certaine délégation de l'autorité aux ingénieurs et scientifiques dans les départements de R&D (Sauermann et Cohen, 2010). En effet, Foss et Laursen (2005) soulignent que plus l'environnement est incertain, plus l'entreprise aura recours à une délégation d'autorité à ses employés. Cette délégation d'autorité procure, par ailleurs, une certaine autonomie aux ingénieurs travaillant dans la R&D. L'incertitude concerne également la durée du projet de recherche et la nature du résultat (Clarke, 2002). Un chercheur peut avoir travaillé de façon satisfaisante sur un projet sans avoir trouvé le moindre résultat et ne pouvant résoudre le problème posé. Il s'avère donc difficile de mesurer l'effort fourni par le chercheur ainsi que la productivité du chercheur industriel (Zenger, 1994). Les mesures utilisées peuvent être les publications ainsi que le nombre de brevets mais il est difficile de connaître la contribution du chercheur à l'entreprise. Dans ce contexte se pose la question du recrutement et de la gestion de la carrière des ingénieurs et scientifiques au sein des départements de R&D.

Selon Oyer et Schaefer (2010) « *the fundamental economic problem in hiring is one of matching with costly search and bilateral asymmetric information* ». Dans le cadre des activités de R&D, lors du recrutement, l'asymétrie d'information est encore plus importante. En effet, comme nous l'avons souligné auparavant, lors de l'embauche, l'employeur ne connaît pas la productivité du jeune diplômé, soit dans notre cas, son capital humain scientifique ou plus précisément « sa capacité à innover, à faire de la recherche » (Mishagina, 2008). Dans le cadre du secteur académique, le recruteur se base généralement sur le nombre de publications du jeune diplômé. Dans le secteur industriel français, il ne semble pas que les publications soient un critère d'accès à la R&D (Mangematin, 2000). L'employeur va donc devoir utiliser d'autres facteurs afin de réduire l'incertitude concernant la productivité du candidat (Spence, 1973, Reeve, 1983). Le niveau de formation du jeune diplômé est le premier signal sur lequel l'employeur peut se reposer. Or, étant donnée la forte incertitude des activités de R&D, le niveau de capital humain peut s'avérer insuffisant pour l'employeur. Afin de réduire l'asymétrie d'information, l'employeur peut être amené à se baser sur d'autres types de

signaux tels que les réseaux. Nous développerons plus en détail ce point dans la section suivante.

Se pose également la question de la gestion de carrière des chercheurs. En France, la carrière des chercheurs répond principalement à une logique de marché interne (Doeringer et Piore, 1971). Mason et Nohara (2010) soulignent que dans le cas des scientifiques et ingénieurs, le marché interne est privilégié par les entreprises pour faire face à l'incertitude. Même s'il existe une pression à l'utilisation du marché externe par les entreprises, notamment afin d'avoir accès à des sources externes de connaissances ou encore bénéficier des réseaux des chercheurs provenant d'autres entreprises, il semble que le marché interne reste prédominant (Mason, Nohara 2010, Béret, 2002). Une étude récente de Lee et *al.* (2010) montre en Angleterre une prédominance du marché interne pour les ingénieurs dans les activités de R&D par rapport aux ingénieurs employés dans d'autres segments.

Au sein des entreprises, la carrière des chercheurs peut prendre plusieurs formes. En effet, certains chercheurs passent toute leur carrière dans les activités de recherche, mais pour la majorité d'entre eux, les activités de recherche ne représentent qu'une étape (Duhautois, Maublanc, 2005). D'ailleurs, Beltramo, Paul et Perret (2000) suggèrent que dans certaines entreprises, les centres de recherche ont un rôle de formation. Les ingénieurs sont recrutés dans les laboratoires de R&D puis sont ensuite transférés vers d'autres divisions au sein des entreprises, ou sont amenés à prendre des fonctions de management (Biddle et Roberts, 1994, Duhautois et Maublanc, 2005). Cette mobilité peut permettre également de contrer dans une certaine mesure l'obsolescence des compétences technologiques des ingénieurs et scientifiques dans les activités de R&D (Ryoo et Rosen, 2004). Pour les chercheurs effectuant toute leur carrière dans les activités de recherche, nommés experts, les études soulignent une difficulté pour les entreprises dans la gestion de leur carrière (Duhautois, Maublanc, 2005). Les classifications managériales (méthode de cotation analytique des emplois) ne semblent pas adapter au métier de chercheurs. Par exemple, la méthode de classification Hay met plus particulièrement en valeur les fonctions d'encadrement et des responsabilités économiques (Gastaldi et Gilbert, 2006). Dans les activités de recherche, la structure hiérarchique est moins pyramidale comparée aux autres activités dans l'entreprise. Il en résulte des opportunités de carrière moins importantes pour les ingénieurs dans les activités de R&D que dans les autres activités (Beltramo et Paul, 1994, Lassibille, 2001). Face à ce constat, au cours des années 90, une nouvelle forme de gestion

des ressources humaines des chercheurs avait été envisagée au sein des entreprises par la mise en place d'un système de « double échelle ». Dans ce système, les chercheurs peuvent progresser le long d'une filière managériale ou d'une filière d'expertise. L'objectif est une revalorisation des fonctions d'expertise en offrant aux chercheurs des perspectives de progression de carrière et des salaires comparables à la voie managériale (Gastaldi et Gilbert, 2009). La mise en place de cette échelle était basée sur le fait que les ingénieurs les plus productifs étaient « forcés » de se diriger vers des positions managériales plus « lucratives », ce qui entraînait une perte de compétences pour l'entreprise (Allen et Katz, 1986). Selon Gastaldi et Gilbert (2009), les objectifs de l'instauration de cette échelle sont nombreux mais concernent principalement la revalorisation des fonctions de R&D au sein des entreprises afin d'éviter le départ des meilleurs experts techniques vers des fonctions managériales.

### **3. Les déterminants à l'accès dans les emplois de R&D**

Après avoir déterminé les différentes caractéristiques du marché du travail des scientifiques, nous analysons dans cette seconde partie, les déterminants à l'accès à la R&D pour les jeunes diplômés en sciences. Comme nous l'avons souligné précédemment, les activités de R&D se caractérisent par une incertitude importante. Dans cette partie, nous nous interrogeons sur les différents facteurs permettant de réduire l'incertitude de l'employeur. L'employeur se base-t-il uniquement sur le niveau de capital humain du jeune diplômé ou utilise-t-il d'autres facteurs tels que les réseaux auxquels appartient le diplômé ? Les déterminants à l'accès diffèrent-ils selon le type d'activités ? Selon le type de diplômes ?

#### **3.1. Le niveau de capital humain**

##### ***3.1.1. Le diplôme : concurrence entre les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs***

Tout d'abord, nous pouvons supposer que le doctorat est privilégié par rapport aux autres diplômes dans le secteur de R&D, d'autant plus que la politique actuelle tend à



rapprocher le secteur académique des laboratoires de R&D privée. Nous avons souligné dans la première partie qu'au sein des activités de R&D, un des rôles du scientifique est de décoder et d'assimiler les connaissances externes telles que celles développées par les universités. Les docteurs semblent plus à même de renforcer les capacités d'absorption des entreprises en matière de connaissance scientifique par rapport aux autres diplômés (Beltramo et *al.*, 2000, Giret et *al.*, 2007). Leur formation leur permet plus facilement de suivre les nouvelles découvertes scientifiques académiques et de les appliquer à la R&D industrielle. En même temps, comme le soulignent Beltramo, Paul, Perret (2000), la gestion des carrières des chercheurs et scientifiques au sein des entreprises, notamment par une mobilité vers d'autres départements, peut entraîner une préférence pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Les entreprises considèrent que ces derniers ont suivi une formation plus générale et ont acquis les compétences managériales nécessaires pour se diriger vers d'autres fonctions, contrairement aux docteurs auxquels il est reproché d'avoir une méconnaissance du monde de l'entreprise (Duhautois et Maublanc, 2005, 2006).

### ***3.1.2. L'expérience comme complément au diplôme***

La formation initiale des docteurs ne semble pas suffisante dans l'accès aux activités de R&D. Un autre aspect du capital humain à prendre en considération est l'expérience professionnelle antérieure en entreprise du jeune diplômé, notamment pour les détenteurs d'un doctorat. L'expérience avec le monde industriel permet d'accroître le capital humain scientifique du jeune diplômé, d'acquérir des compétences particulières (Lam, 2001). L'expérience peut être également perçue par l'employeur comme un signal d'une adaptation du docteur au monde de l'entreprise. Les travaux portant sur les docteurs semblent confirmer cette hypothèse. Il semble, en effet, que les docteurs accédant au secteur privé sont ceux qui ont eu une expérience avec le monde industriel lors de leur doctorat. Cette expérience a été acquise par le financement dont ils ont bénéficié pendant leur doctorat (bourse CIFRE<sup>8</sup>) ou encore en participant à des contrats de recherche avec le secteur privé (Mangematin, 2000, Giret et *al.*, 2007).

---

<sup>8</sup> Voir Annexe B pour une présentation des financements CIFRE.

### ***3.1.3. L'établissement de formation comme signal de qualité***

L'établissement de formation peut également être utilisé par les employeurs comme intermédiaire lors de l'embauche. Par exemple, au Japon, Rebick (2000) montre que les liens entretenus entre les universités et les entreprises permettent aux employeurs de réduire les coûts de recherche et d'améliorer la sélection des employés. Il souligne dans le cas des sciences que les professeurs peuvent, par exemple, jouer un rôle d'intermédiaire en plaçant les meilleurs étudiants dans les entreprises avec lesquelles ils ont des liens. Ces liens permettent également aux diplômés de connaître les possibilités d'embauche dans ces entreprises. Lam (2001) souligne que les entreprises tendent à entretenir des liens étroits avec les universités afin d'avoir accès aux meilleurs étudiants et pouvoir influencer la formation au sein des entreprises, ce que l'auteur nomme marché interne étendu. Elle souligne que ces réseaux offrent au recruteur plus d'informations sur la qualité des compétences que le diplôme possédé par le candidat. Enfin, les entreprises peuvent également se référer au prestige de l'établissement de formation des diplômés, particulièrement dans le cas des écoles d'ingénieurs. En effet, en France, le prestige des différentes écoles d'ingénieurs est bien connu des entreprises, notamment par les classements annuels des écoles publiés dans différents journaux et magazines. Les écoles d'ingénieurs sont également très hétérogènes en termes de poids donné à l'enseignement de la recherche.

## **3.2. Les réseaux pour sélectionner les individus**

D'autre part, lorsque l'incertitude sur la productivité est importante, le niveau de capital humain peut s'avérer insuffisant. Les employeurs peuvent être amenés à se servir d'un référé, d'un signal « informel » selon l'expression de Saloner (1985), lors du recrutement des jeunes chercheurs. De nombreuses études ont analysé le rôle des réseaux sociaux lors du recrutement. Granovetter (1995) montre le rôle informationnel des réseaux sociaux sur le marché du travail. Selon lui, les réseaux permettent aux employeurs et employés d'obtenir une information plus fiable et de meilleure qualité lors du recrutement. Montgomery (1991) et Saloner (1985) soulignent également que les réseaux sociaux permettent de réduire l'asymétrie d'information entre les employeurs et les employés. L'ensemble de ces études conclut que les individus passant par les réseaux sociaux ont une plus grande probabilité de

trouver un emploi mieux rémunéré. Cependant, Franzen et Hangarten (2006) montrent que les réseaux sociaux des diplômés ne permettent pas à ceux-ci d'obtenir des emplois mieux rémunérés mais un meilleur appariement entre le niveau d'éducation et l'emploi. Dans le cas de la R&D, Simon et Warner (1992) montrent, par exemple, que les employeurs utilisent les réseaux d'anciens élèves lors de l'embauche des jeunes chercheurs afin de réduire l'incertitude sur la productivité du futur employé. Dans une étude plus récente, Mangematin (2000) souligne l'importance du réseau social pour les docteurs afin de trouver un emploi dans le secteur privé.

### **3.3. Le salaire d'embauche : moyen de gérer les entrées de carrière**

Pour faire face à l'asymétrie d'information sur la productivité du jeune chercheur, l'employeur peut également agir sur le salaire d'embauche. En effet, selon Weiss (1980), lorsque l'incertitude sur les capacités des individus est importante, l'employeur peut décider d'offrir des salaires d'embauche plus élevés afin d'attirer les individus les plus talentueux. En même temps, l'incertitude sur la productivité du jeune chercheur peut avoir l'effet inverse sur le salaire d'embauche. Mishagina (2008) montre, en effet, que puisqu'en début de carrière, l'information sur la productivité du jeune chercheur n'est pas connue, l'employeur peut décider d'offrir des salaires inférieurs aux individus travaillant dans le secteur recherche par rapport à ceux travaillant dans d'autres types d'activités. Lorsque l'information sur les capacités de l'individu à faire de la recherche est révélée, les chercheurs les moins productifs vont quitter la recherche pour d'autres activités alors que les plus productifs resteront dans la recherche et connaîtront une croissance de salaire plus élevée. Selon cette théorie, un salaire d'embauche moins important provient d'un « effet productivité ». Moen (2005) trouve un profil de salaire similaire à celui de Mishagina mais apporte une justification différente. Selon cet auteur, cela pourrait s'expliquer par un « effet apprentissage », les fonctions de R&D étant perçues comme un investissement en capital humain de la part des jeunes diplômés qu'ils pourront ensuite faire valoriser.

Des théories suggèrent que le salaire d'embauche peut également être utilisé afin d'induire une auto-sélection auprès des candidats. Heyes (2004) développe un modèle où il montre que dans le cas des métiers à forte vocation<sup>9</sup>, proposer des salaires d'embauche trop

---

<sup>9</sup> Dans son étude, il prend l'exemple des infirmières.

élevés risque d'attirer les candidats les moins motivés. Delfgaauw et Dur (2007) reprennent cet argument dans un contexte plus général. Ils supposent que les candidats sont fortement hétérogènes dans leur motivation intrinsèque. Ils montrent qu'offrir des salaires élevés peut amener les individus les moins motivés à se présenter et diminue donc la « qualité » des candidats. Cette théorie peut s'appliquer au cas des chercheurs dans la mesure où il a été montré qu'ils pouvaient présenter une motivation intrinsèque importante, un certain « goût pour la recherche » (Stern, 2004).

### **3.4. Objet de l'étude et hypothèses**

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons montré que les principales spécificités du marché du travail des scientifiques sont un capital humain spécifique ainsi qu'une incertitude importante. Dans cette seconde partie, prenant en compte ces caractéristiques, nous cherchons à analyser les déterminants à l'accès des diplômés dans les activités de R&D. Nous posons les hypothèses suivantes :

*Hypothèse 1* : Les facteurs d'accès diffèrent selon le type d'activités, les activités de R&D et les autres types d'activités. Nous supposons qu'étant donnée l'incertitude caractérisant les activités de R&D, les employeurs se reposent plus fréquemment sur d'autres facteurs que le diplôme, tels que les réseaux sociaux, par rapport aux autres types d'activités.

*Hypothèse 2* : Les facteurs d'accès à la R&D diffèrent selon le diplôme, les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs. Dans le cas des docteurs, nous avons montré que le diplôme pouvait ne pas être suffisant dans l'accès à la R&D, l'employeur pouvant se baser sur d'autres signaux dont notamment une expérience professionnelle avec le monde industriel. Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, nous pouvons supposer que l'école dont est issue le diplômé est un signal dans l'accès à la R&D.

### 3.5. L'accès à la R&D : analyse empirique

#### 3.5.1. Endogenous Switching regression

L'entrée au sein des activités de R&D peut s'appréhender dans le cadre théorique du modèle de Roy généralisé (1951). Ce modèle a été développé afin d'expliquer le choix entre deux occupations et ses conséquences sur la distribution du salaire quand les individus diffèrent dans leurs caractéristiques de compétences spécifiques à un secteur (Heckman, Honore, 1990). Il est supposé que les individus se dirigeront de manière non aléatoire vers un des secteurs cherchant à maximiser leur salaire selon leurs caractéristiques. En d'autres termes, selon ce modèle, puisque certaines caractéristiques sont plus valorisées dans un des secteurs, les individus possédant ces caractéristiques vont s'auto-sélectionner en se dirigeant vers ce secteur. Heckman et Sedlacek (1985) reprennent ce modèle en prenant en compte le fait que les diplômés sélectionnent leur secteur d'emploi sur la base de la maximisation de leur utilité et non seulement sur la maximisation de leur salaire comme dans le modèle initial de Roy (1951). Les diplômés vont donc choisir leur secteur d'emploi en fonction de leurs préférences et capacités.

Nous avons deux types d'activités : 1 pour le secteur R&D, 0 pour le secteur hors recherche. Les diplômés vont choisir le secteur où ils retirent le plus d'utilité où ils sont plus à même de faire valoriser leur capital humain scientifique. Ils vont donc comparer l'utilité espérée de travailler dans le secteur R&D ( $I_1^*$ ) à l'utilité de travailler dans un autre secteur ( $I_0^*$ ). Le diplômé décidera de travailler dans le secteur R&D si  $I_1^* > I_0^*$  et de travailler dans le secteur hors recherche si  $I_0^* > I_1^*$ . La décision de travailler dans le secteur R&D peut être décrite de la façon suivante :

$$I_i^* = Z_i\gamma + u_i \quad \text{Eq. 1}$$

L'équation 1 correspond à l'équation de sélection, où  $i = 1, \dots, n$  représentant les diplômés et  $I_i^*$  est une variable latente déterminant la décision du diplômé face au choix de travailler dans le secteur recherche ou hors recherche. Puisque  $I_i^*$  ne peut être observée par le chercheur, elle correspond à une variable dichotomique où  $I=1$  si les diplômés choisissent de travailler dans la recherche et 0 s'ils choisissent de travailler dans d'autres activités. Soit :

$$\begin{cases} I_i = 1 & \text{si } I_1^* > I_0^* \\ I_i = 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$Z_i$  est un ensemble de variables affectant le choix de travailler dans un des deux secteurs, il est également inclus des variables instrumentales. Ces variables doivent affecter le choix de travailler dans un des deux secteurs mais ne pas avoir d'impact direct sur le salaire.  $u_i$  est le terme d'erreur. Cette équation peut être estimée par un probit résumant le processus de sélection dans les activités de R&D.

Nous pouvons ensuite estimer les deux fonctions de gains pour le secteur R&D et le secteur hors recherche :

$$\ln(w_{1i}) = cste + \beta_1 X_{1i} + \varepsilon_{1i} \text{ si } I_1^* > I_0^* \quad \text{Eq. 2}$$

$$\ln(w_{0i}) = cste + \beta_0 X_{0i} + \varepsilon_{0i} \text{ si } I_1^* < I_0^* \quad \text{Eq. 3}$$

Les équations 2 et 3 correspondent aux fonctions de gains respectivement pour le secteur de la recherche et le secteur hors recherche.  $w_{1i}$  et  $w_{0i}$  sont respectivement le salaire dans la recherche et hors recherche.  $X_{1i}$  et  $X_{0i}$  sont un vecteur de variables de capital humain et de capital social permettant d'expliquer le salaire.

Le modèle « Endogenous switching regression » ou encore appelé Mover/stayer permet de modéliser ce modèle. L'avantage de cette méthode est qu'elle permet donc d'estimer simultanément les fonctions de gains et l'équation de sélection par la méthode du maximum de vraisemblance à information complète permettant d'avoir des erreurs standards plus robustes (Loksin, Zurab, 2004). Le modèle estime également les coefficients de corrélation entre  $\varepsilon_{1i}$  et  $u_i$  et  $\varepsilon_{0i}$  et  $u_i$ , soit  $\rho_1$  et  $\rho_0$ . Une attention particulière doit être portée sur ces coefficients. En effet, si  $\rho_0$  ou  $\rho_1$  est statistiquement différent de zéro, le terme d'erreur de l'équation de sélection est corrélé avec les termes d'erreur des équations de salaire. En d'autres termes, la sélection au sein d'un secteur particulier est endogène au salaire. Des caractéristiques ou des préférences non observées influençant le fait d'être dans la recherche ou pas ont probablement une influence sur le salaire des diplômés une fois qu'ils sont employés (Loksin et Zurab, 2004). Par ailleurs, l'existence de biais d'auto sélection justifie l'adoption d'un tel modèle par rapport au modèle classique des MCO qui générerait des estimations biaisées.

### **3.5.2. Étude des coefficients de corrélation**

L'étude des coefficients de corrélation est intéressante puisqu'elle permet de déterminer s'il existe une sélection « positive » ou « négative » au sein du secteur recherche et du secteur hors recherche. Pour l'analyse des coefficients, la méthodologie de Leung, Setboonsarng, Stefan (2008)<sup>10</sup> est reprise.

Si  $\rho_1$  est positif, il s'opère une « sélection positive » au sein du secteur de la R&D. En d'autres termes, les diplômés actuellement dans la recherche percevraient, en moyenne, des salaires supérieurs à ceux des autres diplômés s'ils se trouvaient dans le secteur recherche. Inversement, si  $\rho_1$  est négatif, il existe une « sélection négative » au sein du secteur recherche. Dans ce cas, si les diplômés actuellement en HR&D étaient employés en recherche, ils auraient des salaires supérieurs à ceux des diplômés actuellement en recherche.

Si  $\rho_0$  est positif, cela implique une « sélection négative » au sein du secteur hors recherche. Ici, si les diplômés actuellement en recherche avaient choisi de travailler dans des activités hors recherche, leurs salaires auraient été supérieurs à ceux des diplômés actuellement dans le secteur hors recherche. Et, donc inversement si  $\rho_0$  est négatif, il existe une « sélection positive » au sein du secteur hors recherche.

Après l'estimation des modèles, quatre cas de figure peuvent se présenter :

1.  $\rho_1 > 0$  et  $\rho_0 > 0$

Dans ce cas, les diplômés les « plus performants » (par leurs caractéristiques non observables) tendent à choisir le secteur recherche. Le salaire d'un diplômé qui a choisi d'entrer dans la recherche est supérieur en moyenne à ce que serait le salaire d'un diplômé tiré au hasard dans la population.

2.  $\rho_1 > 0$  et  $\rho_0 < 0$

---

1. Leung, Setboonsarng et Stefan (2008) s'appuient sur les travaux de Maddala (1983) et d'Hamilton, Nickerson (2003) mais ils utilisent les coefficients de corrélation et non la covariance.

Dans ce cas, les diplômés actuellement en recherche auraient, en moyenne, des salaires supérieurs à ceux des autres diplômés si ces derniers se trouvaient dans le secteur recherche. Par contre, si les diplômés en R&D se trouvaient dans des activités hors recherche, leurs salaires seraient inférieurs à ceux des diplômés actuellement dans d'autres activités. Par conséquent, les diplômés choisissent le secteur d'activité dans lequel ils ont un avantage relatif.

3.  $\rho_1 < 0$  et  $\rho_0 > 0$

Cette situation peut être qualifiée de « sous optimale ». En effet, si les diplômés actuellement dans le secteur recherche étaient employés dans le secteur hors recherche, ils percevraient, en moyenne, des salaires supérieurs à ceux des diplômés actuellement employés dans le secteur hors recherche. Inversement, si les diplômés actuellement employés dans le secteur hors recherche se trouvaient dans le secteur recherche, ils auraient, en moyenne, des salaires supérieurs à ceux des diplômés actuellement dans la recherche.

4.  $\rho_1 < 0$  et  $\rho_0 < 0$

Le cas n° 4 représente l'inverse du cas n° 1. Les diplômés les « plus performants » tendent à choisir le secteur hors recherche. Le salaire d'un diplômé qui a choisi d'entrer dans le secteur hors recherche est supérieur en moyenne à ce que serait le salaire d'un diplômé tiré au hasard dans la population.

***3.5.3. Analyse de l'écart salarial entre le secteur R&D et le secteur hors recherche***

Dans cette partie, nous nous intéressons également au rendement salarial pour les jeunes diplômés de travailler dans des activités de R&D. Une façon simple de déterminer l'écart salarial entre le secteur R&D et le secteur hors recherche est d'estimer une fonction de gains par la méthode des MCO de la forme suivante :

$$\ln(w_i) = cste + \beta_{R\&D}R\&D_i + \beta X_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 4}$$



Le signe et la significativité du coefficient  $\beta_{R\&D}$  permettent de mesurer l'écart salarial entre les deux types d'activités. Un inconvénient de cette méthode est qu'elle tendra à sous-estimer ou à sur-estimer l'écart salarial s'il existe des biais de sélection. Le modèle Mover/Stayer permet de calculer l'écart salarial en prenant en compte les biais de sélection. En effet, après l'estimation des modèles, il est possible de calculer :

$$yc_{1,1i} = E(y_{1i} | I_i = 1, X_{1i}) = X_{1i}\beta_1 + \sigma_1\rho_1 f(\gamma Z_i) / F(\gamma Z_i) \quad \text{Eq. 5}$$

$$yc_{0,0i} = E(y_{0i} | I_i = 0, X_{0i}) = X_{0i}\beta_0 - \sigma_0\rho_0 f(\gamma Z_i) / [1 - F(\gamma Z_i)] \quad \text{Eq. 6}$$

$$yc_{0,1i} = E(y_{0i} | I_i = 1, X_{1i}) = X_{1i}\beta_0 + \sigma_0\rho_0 f(\gamma Z_i) / F(\gamma Z_i) \quad \text{Eq. 7}$$

$$yc_{1,0i} = E(y_{1i} | I_i = 0, X_{0i}) = X_{0i}\beta_1 - \sigma_1\rho_1 f(\gamma Z_i) / [1 - F(\gamma Z_i)] \quad \text{Eq. 8}$$

Où  $\sigma_0$  et  $\sigma_1$  sont les erreurs standards respectivement de  $\varepsilon_{0i}$  et  $\varepsilon_{1i}$ ,  $f$  et  $F$  représentent respectivement la fonction de densité et la fonction de répartition de la loi normale standard.

$yc_{1,1i}$  ( $yc_{0,0i}$ ) correspond aux salaires prédits des diplômés actuellement dans la R&D (hors recherche) conditionnellement au fait qu'ils travaillent dans la R&D (dans des activités hors recherche).

$yc_{0,1i}$  et  $yc_{1,0i}$  sont des salaires contrefactuels. En effet, ils correspondent aux salaires des diplômés actuellement dans la R&D (hors R&D) s'ils se trouvaient dans des activités hors recherche (R&D).

A partir de ces salaires prédits, deux indicateurs peuvent être construits :

$$1. \Pi_1 = yc_{1,1i} - yc_{0,1i} \quad \text{Eq. 9}$$

$$2. \Pi_0 = yc_{1,0i} - yc_{0,0i} \quad \text{Eq. 10}$$

$\Pi_1$  mesure la différence de salaire entre être employé dans le secteur R&D et être employé dans le secteur hors recherche pour les diplômés se trouvant actuellement dans la recherche. Si  $\Pi_1$  est positif (négatif), le secteur R&D est plus (moins) rémunérateur que le secteur hors recherche pour les diplômés actuellement employés dans la R&D.

$\Pi_0$  mesure la différence de salaire entre être employé dans le secteur R&D et être employé dans le secteur hors recherche pour les diplômés se trouvant actuellement dans le secteur hors recherche. Dans ce cas, si  $\Pi_0$  est positif (négatif), le secteur R&D est plus (moins)

rémunérateur que le secteur hors recherche pour les diplômés actuellement employés dans le secteur hors recherche.

Les modèles sont estimés sous Stata<sup>11</sup>. Dans un premier temps, le modèle comprend l'ensemble des diplômés à au moins Bac +5 (master en Sciences, écoles d'ingénieurs et docteurs). Dans un second temps, les modèles sont estimés séparément pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs.

### **3.6. Données et statistiques descriptives**

Les données sont issues de l'enquête « Génération 2004 » réalisée par le CEREQ<sup>12</sup>. Cette enquête concerne environ 33 000 individus interrogés en 2007 sur leur insertion professionnelle, soit 3 ans après avoir quitté le système éducatif. Les données de l'enquête permettent d'avoir les informations nécessaires sur l'individu ainsi que sur l'emploi occupé 3 ans après l'obtention de son diplôme. Dans l'échantillon, 1513 diplômés possèdent au moins un Bac + 5 dans une discipline scientifique et sont salariés dans le secteur privé. 31,5 % de ces diplômés travaillent en R&D<sup>13</sup> contre 68,5 % dans le secteur hors recherche.

#### ***3.6.1. Variables individuelles***

Les variables individuelles correspondent au genre, aux diplômes, à la discipline du diplôme ainsi qu'au nombre de mois passés en emploi. D'autre part, comme nous l'avons vu, l'expérience professionnelle en entreprise des docteurs semble déterminante dans l'accès au secteur privé. Nous construisons donc une variable d'interaction prenant en compte le fait que le docteur a effectué ou non un stage en entreprise lors de ces études.

Dans le modèle comprenant les ingénieurs, il est rajouté le fait que l'individu a obtenu un autre diplôme que celui d'ingénieur. Dans le modèle comprenant les docteurs, il est également pris en compte le fait que le docteur a effectué un stage en entreprise<sup>14</sup> lors de ses

---

11. La commande *movestay* est utilisée pour l'estimation des modèles.

12. CEREQ : Centre d'Etudes et de Recherches sur les Qualifications.

13. Pour la définition de la R&D privée, la typologie d'Audric-Lerenard et Topol (1999) est utilisée, celle-ci est présentée en annexe A.

14. Pour le stage en entreprise, il n'est pas pris en compte les docteurs ayant bénéficié d'un financement CIFRE lors de leur doctorat.

études, le type de financement (CIFRE) dont il a bénéficié ainsi que le projet professionnel lors du doctorat (recherche publique/autre projet). Les statistiques descriptives sont présentées en [annexe C](#) dans le tableau 13 pour l'ensemble des diplômés, 14 pour les docteurs et enfin 15 pour les ingénieurs.

### 3.6.2. Variables de capital social

La variable « capital social » est tirée de l'item de l'enquête suivant : Comment aviez-vous su qu'il y avait une embauche possible dans cette entreprise ? Les réponses possibles sont par un organisme (ANPE, mission locale, PAIO ou APEC), par votre établissement de formation, par une de vos relations, par une petite annonce (presse, internet), par une candidature spontanée et enfin, autres.

Tableau 1 : Comment aviez-vous su qu'il y avait une embauche possible dans cette entreprise ?<sup>15</sup>

	Ensemble des diplômés à Bac + 5			Ingénieurs			Docteurs		
	R&D	HRD	Total	R&D	HRD	Total	R&D	HRD	Total
(en %)									
Par une candidature spontanée	11,9	15,7	14,5	13,1	15,1	14,6	9,1	11,7	10,1
Par un organisme	8,4	8,7	8,6	12,0	7,8	9,0	5,8	11,7	8,1
Par une de vos relations	28,2	25,4	26,6	20,9	22,9	22,4	34,6	35,0	34,8
Par une petite annonce	23,9	24,6	24,4	24,6	26,2	25,8	24,0	24,8	24,3
Votre établissement de formation	15,5	8,0	9,3	11,5	8,6	9,4	13,9	5,1	10,4
Autres	16,8	17,2	16,7	17,8	19,3	18,9	12,5	11,7	12,2
<u>Total</u>	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Les relations et les petites annonces représentent les modes de recrutement majoritaires pour les diplômés à Bac + 5. En effet, en moyenne, 50 % des diplômés ont connu l'existence d'une embauche possible par ces deux intermédiaires. Les docteurs semblent avoir plus souvent recours à leurs relations que les autres diplômés (35 % contre

15. Nous sommes conscients que cette variable peut être endogène dans nos estimations. D'autres analyses statistiques pourraient être intéressantes prenant en compte cette possible endogénéité.

26 %). Mangematin (2000) souligne que les docteurs utilisent fréquemment leurs relations pour trouver un emploi dans le secteur privé.

Le tableau 1 montre une différenciation quant aux types d'intermédiaires utilisés entre les deux secteurs d'activités. En effet, une part plus importante des diplômés dans le secteur hors recherche a connu l'existence d'une embauche possible par candidature spontanée et petites annonces, alors que les diplômés dans le secteur recherche semblent avoir davantage utilisé leur établissement de formation.

### 3.6.3. Variables Ecole d'ingénieurs

Dans le modèle concernant les ingénieurs, afin de tester l'hypothèse selon laquelle le type d'écoles d'ingénieurs peut servir de signal lors du recrutement, nous prenons en considération le prestige de l'école, en créant une variable « Ecole prestigieuse »<sup>16</sup>. D'autre part, à partir du classement effectué par « Industrie et Technologies »<sup>17</sup>, les écoles d'ingénieurs dans l'échantillon peuvent être classées en fonction du montant du chiffre d'affaires (prestations techniques, contrats de R&D, programmes européens) qu'elles ont réalisé avec les entreprises en 2006. Les vingt premières écoles ont été regroupées en une variable nommée « Ecole R&D ». Ces écoles réalisent en moyenne 3,15 millions d'euros de CA avec les entreprises. Cette variable a été construite car nous pouvons supposer que ces écoles entretiennent des liens étroits avec les laboratoires de R&D des entreprises<sup>18</sup>.

Tableau 2 : Les écoles d'ingénieurs

(% d'ingénieurs)	R&D	HRD	Total
Ecoles prestigieuses	12,0	9,4	10,1
Ecoles R&D	22,5	15,1	17,1

12,6 % des ingénieurs travaillant en R&D sont diplômés d'une école prestigieuse contre 9,4 % des ingénieurs se trouvant dans des activités hors recherche. D'autre part,

<sup>16</sup> Les écoles prestigieuses sont les écoles classées dans les dix premières dans différents magazines (Le Point, L'étudiant...).

<sup>17</sup> Chaque année, le magazine « Industrie et Technologies » effectue un classement des écoles d'ingénieurs en fonction de leur capacité de recherche.

<sup>18</sup> Puisque les écoles prestigieuses sont également classées parmi les premières dans le classement d'« Industrie et Technologies », elles ne sont pas prises en compte dans la variable Ecoles R&D.

22,5 % des ingénieurs se trouvant dans des activités de R&D sont issus d'une « Ecole R&D » contre 15,1 % des diplômés dans des activités hors recherche.

#### ***3.6.4. Variables instrumentales***

Dans l'équation de sélection, une variable instrumentale affectant le choix entre les deux secteurs mais n'ayant pas d'impact sur le salaire doit être introduite. La variable choisie concerne le projet professionnel des diplômés l'année du bac. En effet, Fox et Stephan (2001) soulignent qu'effectuer une carrière en Sciences est souvent envisagé dès l'adolescence. Dans une étude qualitative, Preston (2004) montre également que les scientifiques présentent un intérêt pour la science ou la recherche dès le lycée. Cette variable est construite à partir des items concernant le métier et le domaine souhaités par le diplômé au moment du bac. Cette variable présente six modalités : le diplômé lors de l'année du bac souhaite travailler dans le domaine de la recherche, de la science, de l'informatique, en tant qu'ingénieur, dans un autre domaine et enfin, n'a pas de projet.

Globalement, une part plus importante de diplômés dans le secteur hors recherche n'avaient aucun projet professionnel lors de l'année du bac par rapport aux diplômés actuellement dans le secteur recherche (21,4 % contre 15,7 %). Les salariés du secteur recherche se projetaient plus fréquemment travaillant dans le domaine de la recherche, de la science ou en tant qu'ingénieur. Par contre, une faible part d'entre eux souhaitait se trouver dans le domaine de l'informatique (3,3 % contre 14,9 % pour les diplômés actuellement dans d'autres activités).

Enfin, pour les estimations des docteurs, une variable instrumentale est ajoutée concernant le fait que le docteur a effectué un stage post-doctorat ou pas. En effet, Recotillet (2007) montre que le stage post-doctorat peut jouer le rôle de signal dans le début de carrière des docteurs mais n'apporte pas de gain salarial dans le secteur privé. Dans l'échantillon, 40,9 % des docteurs dans le secteur recherche ont effectué un stage post-doctorat contre 24,8 % dans le secteur hors recherche.

Dans le cas de la switching regression, il n'existe pas vraiment de tests appropriés afin de juger de la qualité et de l'exogénéité des variables instrumentales. Nous avons tout de même vérifié par une régression simple du log sur le revenu qu'aucune variable n'était significative.

### **3.7. Résultats**

Dans cette section, dans un premier temps, nous analysons les déterminants à l'accès à la R&D puis dans un second temps, nous estimons les salaires de début de carrière des jeunes diplômés selon les deux types d'activités (R&D/HR&D).

#### ***3.7.1. L'accès à la R&D : Analyse des résultats de l'équation de sélection***

Les résultats de l'ensemble des estimations se trouvent en [annexe D](#), tableaux 16, 17, 18 et 19. Nous présentons les résultats pour l'ensemble des diplômés, puis nous séparons les docteurs et les diplômés d'écoles d'ingénieurs.

##### ***3.7.1.1. Ensemble des diplômés en sciences***

Les diplômés titulaires d'un doctorat et ceux issus d'une école d'ingénieurs ont une plus forte probabilité d'accéder à la R&D par rapport aux diplômés d'un master en sciences. La probabilité est particulièrement élevée pour les docteurs-ingénieurs et les docteurs-universitaires<sup>19</sup> ayant effectué un stage en entreprise lors de leurs études. Il apparaît également un « effet discipline ». En effet, le fait d'être diplômé en maths-informatique, en science de l'ingénierie ou en agronomie décroît la probabilité d'accéder à la R&D par rapport aux diplômés en technologie.

Par rapport aux relations, seul le fait d'avoir pris connaissance d'une possible embauche par l'établissement de formation accroît significativement (5 %) les chances de se trouver dans le secteur recherche. Le fait d'être passé par l'établissement de formation peut correspondre à différentes situations. En effet, les diplômés ont pu avoir pris connaissance de l'offre d'emploi par un de leurs professeurs ou par une annonce déposée dans leur établissement ou encore par les réseaux d'anciens élèves.

---

<sup>19</sup> Nous appelons docteurs-universitaires, les docteurs avec un cursus universitaire et docteurs-ingénieurs, les docteurs avec un cursus antérieur en école d'ingénieurs.

Enfin, la variable instrumentale utilisée dans le modèle, soit le projet souhaité l'année du bac, est également significative. En effet, les diplômés souhaitant travailler dans la recherche ou en tant qu'ingénieur ont de plus fortes chances de se trouver dans le secteur R&D alors que ceux se projetant dans le domaine de l'informatique ont une plus faible probabilité de s'y trouver par rapport aux diplômés sans projet professionnel.

### *3.7.1.2. Les docteurs*

Le mode de financement apparaît déterminant dans l'accès à la R&D privée. En effet, le fait d'avoir bénéficié d'un financement CIFRE lors de son doctorat accroît fortement la probabilité d'accéder à la R&D privée par rapport à un docteur ayant bénéficié d'un autre type de financement. Le cursus antérieur du docteur (écoles d'ingénieurs *vs.* universitaire) ne semble pas avoir d'impact sur la probabilité d'accès à la R&D. Par contre, le fait que le docteur ait effectué un stage en entreprise lors de ses études est fortement positif et significatif. La discipline du doctorat n'a pas d'impact significatif sur l'accès à la R&D. Le mode par lequel le diplômé a pris connaissance de l'embauche n'influe pas sur la probabilité d'accéder à des emplois dans la recherche. En effet, aucun des modes utilisés n'a d'impact significatif par rapport au fait d'être passé par ses relations.

Les deux variables instrumentales sont significatives. Le fait d'avoir effectué un stage post-doctorat accroît fortement les chances de devenir chercheur. Le fait d'avoir souhaité travailler dans la recherche l'année du bac a également un impact positif significatif. Par contre, le projet lors du doctorat ne semble pas avoir d'impact significatif.

Au vu de ces résultats, une de nos hypothèses semble validée, l'expérience professionnelle en entreprise et dans la recherche privée acquise avant et lors du doctorat (Cifre, stage) semble être le facteur de sélection déterminant l'accès à la R&D privée.

### *3.7.1.3. Les ingénieurs*

Par rapport aux diplômés en technologie, les ingénieurs diplômés en mathématiques-informatique ont une plus faible probabilité d'accéder à la R&D, alors que les ingénieurs

diplômés en mécanique ont plus de chances d'y accéder. Parmi les modes de recherche d'emploi utilisés par le diplômé, seul le fait d'être passé par un organisme a un impact positif significatif (à 10 %) sur l'accès à la R&D par rapport au fait d'être passé par ses relations. En ce qui concerne l'école d'ingénieurs dont est issu le diplômé, le fait d'être diplômé d'une école prestigieuse a un impact positif mais non significatif à l'entrée dans la recherche. Par contre, le fait que le diplômé soit issu d'une « Ecole R&D » accroît fortement ses chances de devenir chercheur (significatif à 5 %). Il semble donc que les ingénieurs issus d'une école entretenant de nombreuses relations avec les laboratoires de R&D des entreprises ont une probabilité plus grande de se trouver dans des emplois de recherche. Enfin, la variable instrumentale est significative. En effet, les ingénieurs souhaitant travailler dans la recherche, dans le domaine de la Science ou encore comme ingénieur ont plus de chances de se trouver dans le secteur recherche par rapport aux diplômés sans projet professionnel lors de l'année du bac.

### ***3.7.2. La rémunération dans la R&D : fonctions de gains***

Après avoir déterminé les facteurs d'accès à la R&D, nous pouvons construire les fonctions de gains pour chaque secteur nous permettant ainsi d'analyser si le rendement des caractéristiques des diplômés diffère selon les deux secteurs.

#### ***3.7.2.1. Ensemble des diplômés en Sciences***

Le diplôme a un effet positif significatif sur le revenu, mais le rendement des diplômés diffère selon les deux types d'activités. En effet, dans le secteur de la R&D, le fait d'être titulaire d'un doctorat entraîne un gain salarial significatif par rapport aux diplômés du 3<sup>ème</sup> cycle (master sciences et écoles d'ingénieurs). Le rendement salarial est particulièrement important pour les docteurs-ingénieurs et les docteurs-universitaires ayant effectué un stage en entreprise, soit respectivement environ 49<sup>20</sup> % et 43 % supérieur par rapport aux diplômés d'un master sciences. Dans le domaine hors recherche, le rendement positif du

---

<sup>20</sup> Lorsque le coefficient est supérieur à 0,1, nous avons appliqué la formule suivante pour l'interprétation :  $100 * (e^{\beta} - 1)$ .



doctorat est beaucoup moins important. Être docteur avec un cursus universitaire et n'avoir pas effectué de stage en entreprise n'entraîne pas de gain salarial significatif par rapport aux diplômés d'un master sciences alors que le gain salarial est de 30 % dans le secteur recherche. Les docteurs-ingénieurs et les docteurs-universitaires ayant effectué un stage en entreprise ont un rendement salarial significativement positif par rapport aux diplômés en master sciences, mais celui-ci est en moyenne deux fois moins important que dans le domaine de la R&D. Par contre, seuls les docteurs avec un cursus en école d'ingénieurs ont un gain salarial significatif par rapport aux diplômés d'écoles d'ingénieurs. Le doctorat apparaît donc beaucoup plus valorisé dans le secteur de la R&D que dans les autres activités au sein des entreprises.

La discipline du diplôme a un impact similaire sur le salaire dans les deux types d'activités. Par rapport à la discipline technologie, les disciplines agronomie et autres sciences de l'ingénierie apparaissent avoir un impact négatif sur le salaire que ce soit dans le secteur recherche ou hors recherche. D'autre part, l'écart salarial entre les hommes et les femmes est beaucoup moins important dans le secteur recherche (4,6 %, significatif à 10 %) que dans le secteur hors recherche (13 %, significatif à 1 %). Aux USA, Graham et Smith (2005) trouvent également que la discrimination salariale envers les femmes est beaucoup moins importante dans le domaine de la recherche que dans les autres activités. Enfin, aucun des types d'intermédiaires utilisés lors du recrutement n'a d'impact significatif sur le salaire des jeunes diplômés que ce soit dans le secteur recherche ou hors recherche.

### *3.7.2.2. Les docteurs*

Le financement dont a bénéficié le docteur a un impact salarial semblable dans les deux types de secteurs. En effet, le financement CIFRE est valorisé à la fois dans le secteur recherche (20 %) et le secteur hors recherche (23 %). Le cursus antérieur en école d'ingénieurs entraîne un gain salarial (significatif à 10 %) uniquement dans le secteur hors recherche. Par contre, le stage<sup>21</sup> présente un coefficient significatif positif dans les deux secteurs. Un docteur ayant effectué un stage en entreprise durant ces études aura un salaire supérieur de 9 % dans le secteur R&D et de 14 % dans le secteur hors recherche. La

---

<sup>21</sup> Le CIFRE n'est pas pris en compte dans les stages en entreprises, puisqu'il est considéré en tant que tel.

discipline du doctorat n'apparaît avoir aucun impact sur le salaire dans les deux types d'activités. Le fait que le docteur souhaitait travailler dans le secteur académique a un impact négatif significatif dans le secteur recherche et hors recherche. Bender et Heywood (2009) montrent que les docteurs en sciences travaillant dans une activité différente de celle qu'ils anticipaient lors de leur thèse présentent un faible niveau de satisfaction et de plus faibles revenus. En ce qui concerne le mode de recrutement, le fait d'être passé par son établissement de formation a un impact positif alors que le fait d'être passé par un organisme a un impact négatif sur le revenu dans le secteur hors recherche.

### *3.7.2.3. Les ingénieurs*

Seule la discipline maths-physique a un impact positif sur le salaire dans le secteur hors recherche par rapport à la discipline technologie. Le fait d'avoir obtenu un autre diplôme après celui d'ingénieur n'apporte pas de gain salarial significatif que ce soit dans le secteur recherche ou hors recherche. En ce qui concerne le genre, le même résultat que pour l'ensemble des diplômés est trouvé. Il ne semble pas exister de discrimination salariale due au genre en début de carrière dans le secteur recherche. D'autre part, résultat un peu surprenant, le fait d'être passé par un organisme (APEC) entraîne un gain salarial dans le secteur recherche mais celui-ci est peu significatif (10 %). Enfin, les ingénieurs issus d'une école prestigieuse perçoivent des revenus supérieurs à ceux des ingénieurs issus des autres écoles. En effet, le fait d'être diplômé d'une école prestigieuse entraîne un gain de 20 % dans le secteur recherche et de 9 % dans le secteur hors recherche. Par contre, le fait d'être diplômé d'une « Ecole R&D » entraîne un gain positif (8,5 %, significatif à 5 %) uniquement dans le secteur recherche, ce qui peut suggérer le rôle de signal de ces écoles.

### *3.7.3. Analyse des coefficients de corrélation*

Pour l'ensemble des estimations, le test d'indépendance des équations (test de Wald) est rejeté en faveur d'une dépendance jointe des termes d'erreur des modèles. L'adoption d'un modèle « Mover/Stayer » est donc justifiée par rapport à une estimation par les Moindres Carrés Ordinaires. L'analyse des coefficients de corrélation des estimations permet

de déterminer l'existence de sélection positive ou négative dans le secteur recherche et dans le secteur hors recherche. Les signes des coefficients des différentes estimations sont reportés dans le tableau n° 3.

Tableau 3 : Coefficients de corrélation

Estimation	$\rho_1$	$\rho_0$	Cas
Ensemble des diplômés	>0	ns	-
Docteurs	>0	>0	1
Ingénieurs	>0	<0	2

### *3.7.3.1. Ensemble des diplômés en Sciences*

Dans le cas de l'ensemble des diplômés, les deux coefficients de corrélation  $\rho_1$  et  $\rho_0$  sont positifs mais seulement  $\rho_1$  est significatif. Ce résultat indique que des facteurs non observés (efforts, motivation, talent...) affectent à la fois la probabilité d'entrer dans le secteur recherche et le salaire des diplômés une fois qu'ils sont employés. En d'autres termes, les diplômés actuellement dans la recherche percevraient, en moyenne, des salaires supérieurs à ceux des autres diplômés si ces derniers se trouvaient dans le secteur recherche.

### *3.7.3.2. Les docteurs*

Les estimations des docteurs révèlent des coefficients de corrélation positifs et significatifs. Nous nous situons dans le cas n° 1. Il apparaît donc que ce sont (par leurs caractéristiques non observables) les profils les « plus performants » qui se trouvent employés dans le secteur recherche. On peut conclure que le salaire d'un docteur qui a choisi d'entrer dans la recherche est supérieur en moyenne à ce que serait le salaire d'un docteur tiré aléatoirement de l'échantillon.

### 3.7.3.3. Les ingénieurs

Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, nous sommes dans le cas n° 2. Il semble donc que les ingénieurs choisissent le secteur d'activité dans lequel ils ont un avantage relatif. En effet, si les ingénieurs actuellement dans la recherche (hors recherche) se trouvaient dans le secteur hors recherche (recherche), leurs salaires seraient inférieurs au salaire à celui d'un diplômé tiré au hasard dans la population se trouvant dans le secteur hors recherche (recherche).

La différence de résultat entre les docteurs et les ingénieurs peut s'expliquer par le fait que le secteur hors recherche est souvent un second choix pour les docteurs. Dans l'échantillon, seulement 21 % des docteurs souhaitaient travailler dans ce secteur lors de leur doctorat. Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, le secteur hors recherche (production, fabrication, management...) est un choix de carrière courant.

### 3.7.4. Mesure de l'écart salarial entre les deux types d'activités : analyse des salaires prédits

A partir des paramètres des différents modèles, les salaires conditionnels et contrefactuels peuvent être calculés, permettant ainsi de construire les indicateurs présentés. Les fonctions de gains ont été également estimées par la méthode des MCO afin de pouvoir comparer les résultats. Ces résultats sont présentés dans le tableau 4.

Tableau 4 : Écart salarial entre les deux types d'activités

	Estimations par les MCO <sup>22</sup>	Estimations par le modèle Mover/Stayer						
		Coefficient de la variable R&D	Salaires conditionnels		Salaires contrefactuels		Indicateurs	
			$yc_{1_i}$	$yc_{0_i}$	$yc_{0_1i}$	$yc_{1_0i}$	$\Pi_1$	$\Pi_0$
Ensemble des diplômés	0,022	7,72	7,65	7,71	7,27	0,011**	-0,379***	
Ingénieurs	-0,006	7,70	7,70	7,26	7,35	0,444***	-0,350***	
Docteurs	0,046	7,78	7,71	8,15	7,43	-0,373***	-0,277***	

Notes : Le test de student est utilisé pour déterminer la significativité des différences de moyenne. (\*\*\*, \*\*, \* : significatif respectivement à 1, 5 et 10 %)

<sup>22</sup> Les estimations des fonctions de gains par les MCO sont présentées en annexe (tableaux 17, 18 et 19).

Dans le cas des docteurs, les indicateurs  $\Pi_1$  et  $\Pi_0$  sont significativement négatifs. Il semble que le secteur hors recherche tend à offrir des salaires supérieurs à ceux du secteur R&D aux docteurs actuellement en R&D et aux docteurs actuellement en hors recherche. Il apparaît donc que, dans le cas des docteurs, les activités de R&D sont moins rémunératrices que les activités hors recherche. Les docteurs actuellement employés dans le secteur R&D pourraient percevoir des salaires supérieurs (37,3 %) s'ils se trouvaient dans des activités hors recherche. Nous nous situons ici en début de carrière (trois années après l'obtention de leur doctorat), une analyse des salaires sur le long terme est nécessaire pour déterminer si cet écart n'est pas temporaire.

Nous pouvons noter que le coefficient de la variable R&D est positif et non significatif dans le modèle estimé par les MCO. La différence de résultat entre les deux modèles n'est pas surprenante puisque comme nous l'avons vu dans la section précédente, il semble que ce soit les docteurs les « plus performants » qui se trouvent dans le secteur R&D. La non prise en compte des biais de sélection tend donc à surestimer la rémunération dans le secteur recherche.

Dans le cas des ingénieurs,  $\Pi_1$  est significativement positif alors que  $\Pi_0$  est significativement négatif. Ce résultat suggère que les diplômés d'écoles d'ingénieurs sont employés dans le secteur d'activité qui leur offre le meilleur salaire. En effet, les ingénieurs actuellement employés dans la R&D percevraient des salaires inférieurs s'ils se trouvaient dans le secteur hors recherche et inversement pour les ingénieurs actuellement employés dans le secteur hors recherche. Contrairement aux docteurs, dans le cas des ingénieurs, il ne semble pas qu'en début de carrière, le secteur de R&D soit moins rémunérateur que le secteur hors recherche.

### **3.8. Résumé et discussion des résultats**

Dans cette partie, nous avons analysé l'entrée dans les activités de R&D pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs. Au vu de la forte incertitude caractérisant les activités de R&D, nous avons supposé que lors du recrutement, l'employeur pouvait en plus du capital humain, se reposer sur d'autres types de facteurs tels que les réseaux sociaux. Cette première hypothèse n'est pas validée par notre analyse. En effet, cette étude

révèle le rôle prédominant du capital humain dans l'accès et la rémunération au sein des activités de R&D. Le doctorat est fortement valorisé dans le secteur recherche par rapport aux autres diplômes. Nous pouvons, par contre, souligner que dans le secteur hors recherche, le rendement salarial du doctorat est faible, particulièrement par rapport aux diplômés d'écoles d'ingénieurs. D'autre part, l'utilisation des relations (réseaux) n'accroît pas les chances d'être employé dans le secteur recherche. Seul le fait d'avoir pris connaissance d'une embauche possible par l'établissement de formation semble avoir un impact sur l'entrée dans la recherche. Une limite est que nous ne pouvons distinguer au sein des relations, ce que nomme Granovetter (1995) les liens forts (réseaux par la famille ou les amis) et les liens faibles (réseaux professionnels). Les résultats auraient peut-être été différents si nous avions analysé l'impact des différents types de réseaux (amicaux *vs.* professionnels) sur l'accès aux emplois dans les deux types de secteurs.

Par contre, l'hypothèse selon laquelle une différenciation existe quant à la sélection dans les activités de R&D entre les docteurs et les diplômés d'écoles d'ingénieurs est vérifiée. Dans le cas des docteurs, le financement dont a bénéficié le docteur (CIFRE) et l'expérience en entreprise sont déterminants dans l'accès à la R&D. Ce résultat est similaire à ceux trouvés par d'autres travaux (Giret, Perret, Recotillet, 2007). Pour les ingénieurs, seule l'école d'ingénieurs dont le diplômé est issu a un rôle dans l'entrée à la recherche. Les ingénieurs diplômés d'une école entretenant de nombreux partenariats en R&D avec les entreprises ont plus de chances de devenir chercheur et perçoivent par ailleurs des revenus supérieurs dans le secteur de la R&D. Par contre, le prestige de l'école ne semble pas influencer sur l'entrée dans la recherche. Ces résultats peuvent s'expliquer de plusieurs manières. Nous pouvons, en effet, supposer que dans les écoles à fort potentiel de recherche, la formation est plus tournée vers la recherche. Ces écoles peuvent également bénéficier de réseaux plus importants avec le département de R&D des entreprises et en faire bénéficier leurs diplômés.

Enfin, les résultats montrent une sélection positive pour les docteurs au sein des activités de R&D. Il semble que les docteurs présentant des caractéristiques non observables favorables, telles que la motivation et le talent, se dirigent vers les activités de R&D. Les docteurs se dirigeront vers les activités de R&D même si leur perspective de salaire est plus faible que s'ils se trouvaient dans d'autres types d'activités, ce qui pourrait suggérer un certain

« goût pour la recherche ». Par contre, dans le cas des diplômés d'écoles d'ingénieurs, il semble qu'ils se dirigent vers le secteur où ils possèdent un avantage comparatif.

#### **4. Les inégalités de carrière dans les activités de R&D**

Après avoir déterminé les variables d'accès aux activités de R&D pour les jeunes diplômés, nous nous intéressons à la carrière des scientifiques au sein des départements de R&D. Comme nous l'avons souligné dans la seconde partie, le salaire d'embauche peut révéler autant un effet d'incertitude sur la productivité qu'un effet d'apprentissage ou encore un effet préférence caractérisant les activités de R&D. Il est donc également important d'analyser l'évolution des salaires au sein des activités de R&D. Au début des années 90, plusieurs travaux français (Beltramo, Paul, 1994, Bourdon, Paul, 1992) révélaient une rémunération moindre des activités de R&D par rapport aux autres activités au sein des entreprises. Le rapport Majoie commandé par le commissariat général au plan en 1999 soulignait également une faible valorisation des activités de R&D dans le secteur privé et le besoin de mettre en place une politique de salaire adéquate.

La contribution croissante de l'innovation à la croissance économique a été montrée dans de nombreux travaux. Pourtant, peu d'études ont analysé la carrière des ingénieurs et scientifiques dans le secteur privé. Les seuls travaux récents à notre connaissance sont ceux de Roberts (2002) en Angleterre, de Pfeiffer (1999) en Allemagne, de Dupuy et Smits en Hollande (2010) ainsi que celle de Lassibille en Espagne (2001). D'autre part, les raisons pouvant expliquer une plus faible rémunération au sein de ces activités ont été peu approfondies.

Dans cette partie, dans un premier temps, nous déterminons le rendement salarial pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs de travailler dans les activités de R&D par rapport à d'autres types d'activités. Dans un second temps, nous nous interrogeons sur les facteurs pouvant expliquer cet écart salarial. Deux éléments développés dans la première partie de ce chapitre sont considérés qui sont l'obsolescence des compétences et le marché interne au sein des activités de R&D. Nous avons, en effet, montré que le capital humain scientifique pouvait présenter un risque plus élevé de dépréciation. Si c'est le cas, sur le marché du

travail, cela se traduira par un rendement de l'expérience sur le marché du travail plus faible au sein des activités de R&D par rapport aux autres types d'activités (Neuman, Weiss, 1995). Nous avons également souligné que la gestion de carrière des chercheurs au sein des entreprises est difficile (Duhautois, Maublanc, 2005, 2006) et pouvait entraîner un marché interne plus faible pour les chercheurs. Dans ce cas, cela se traduira par un rendement moins important de l'ancienneté en entreprise pour les ingénieurs au sein des activités de R&D par rapport aux autres ingénieurs. Dans cette partie, nous portons donc une attention toute particulière aux rendements de l'ancienneté et de l'expérience au sein des deux types d'activités.

Nous adoptons une approche différente de la partie précédente. Les données utilisées précédemment ne peuvent être utilisées ici puisque nous ne nous intéressons plus à l'accès mais à la carrière des ingénieurs. Nous avons besoin de données concernant l'ensemble de la carrière des ingénieurs et non plus seulement concernant les trois années après la fin des études. Les données du Conseil National des Ingénieurs et des Scientifiques de France (CNISF) sont exploitées. Nous pouvons noter que les travaux français précités avaient également utilisé les données de ces enquêtes. L'échantillon diffère de la seconde partie dans la mesure où cette enquête concerne uniquement les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Au sein de notre échantillon, les docteurs ont donc forcément un cursus antérieur en école d'ingénieurs, il n'y a pas de docteurs avec un cursus antérieur en université. L'avantage de cette enquête est la richesse des données avec des informations détaillées sur les caractéristiques individuelles et de l'emploi des individus quels que soient leur âge ou leur expérience professionnelle. Après avoir sélectionné les ingénieurs travaillant dans le secteur privé, nous disposons d'un échantillon d'environ 16000 diplômés d'écoles d'ingénieurs.

#### **4.1. Hypothèses et Stratégie empirique**

L'objet de cette partie est de déterminer le rendement salarial pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs au sein des activités de R&D par rapport à ceux employés dans d'autres types d'activités. Nous cherchons également à déterminer les éléments pouvant expliquer une différence de rendement. Nous portons un intérêt particulier à deux composantes du



salaires qui sont l'ancienneté et l'expérience. Nous posons les deux hypothèses alternatives suivantes :

*Hypothèse 1* : La différence salariale entre les deux types d'activités provient d'une différence de rendement du capital humain général. Cette hypothèse découle du fait que le capital humain scientifique se caractérise par un risque plus important de dépréciation des compétences.

*Hypothèse 2* : La différence salariale s'explique par un rendement moins important du capital humain spécifique dans le cas des activités de R&D par rapport aux autres types d'activités. Cette hypothèse provient d'une gestion des carrières des chercheurs au sein des entreprises difficile pouvant entraîner un marché interne moins important dans les activités de R&D.

Tester ces deux hypothèses revient en fait, à tester selon la théorie du capital humain, l'expérience sur le marché du travail contre l'ancienneté dans l'entreprise. En effet, les années passées en entreprise peuvent être utilisées comme une mesure de l'accumulation de capital humain spécifique par l'individu alors que les années passées sur le marché du travail comme une accumulation de capital humain général, transférable (Becker, 1993).

## **4.2. Méthodologie**

Dans cette partie, nous utilisons une approche différente de la seconde partie. Nous nous intéressons ici à la différence de carrière des ingénieurs au sein des activités de R&D et des autres types d'activités. Plusieurs méthodes économétriques sont utilisées. Tout d'abord, nous construisons une fonction de gains mincérienne classique. Afin de prendre en compte l'existence d'une forte hétérogénéité des salaires des ingénieurs, nous utilisons la méthode de régression par quantile. Cette méthode nous permet de déterminer l'écart salarial à différents points de la distribution du salaire. L'hypothèse sous-jacente de la méthode des fonctions de gains est un rendement des différentes caractéristiques égal entre les deux types d'activités. Afin de relâcher cette hypothèse, nous effectuons une décomposition type Oaxaca-Blinder adaptée à la régression par quantile.

#### 4.2.1. Analyse de l'écart salarial entre les activités de R&D et hors R&D

##### 4.2.1.1. Méthode de régression par quantile

Une façon simple de déterminer l'écart salarial entre les activités de R&D et les autres activités est d'estimer une équation de salaire mincérienne de la manière suivante :

$$\ln(w_i) = cste + \beta_{R\&D}R\&D_i + \beta_{exp}Exp_i + \beta_{exp^2}Exp^2_i + \beta_{anc}Anc_i + \beta_{anc^2}Anc^2_i + \beta X_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 11}$$

Avec  $i = 1, \dots, n$  représentant les ingénieurs.

Où  $w_i$  est le salaire annuel,  $cste$  la constante,  $Exp$  l'expérience sur le marché du travail,  $Anc$  l'ancienneté en entreprise,  $X_i$  un vecteur d'autres variables indépendantes représentant les caractéristiques individuelles et de l'entreprise des ingénieurs et  $\varepsilon_i$  le terme d'erreurs.  $R\&D$  est une variable dichotomique correspondant au fait de travailler dans la recherche ou non. La valeur et la significativité du coefficient  $\beta_{R\&D}$  nous permet ainsi de déterminer l'écart salarial entre les deux types d'activités.

La méthode des MCO permet d'avoir des résultats corrects si la distribution de la variable dépendante n'est pas très dispersée. Or, il existe une hétérogénéité importante des salaires des ingénieurs. Il peut exister des « superstars » au sens de Rosen (1981). Selon cet auteur, en haut de la distribution salariale, un écart de talent peut se traduire par d'importante différence de rendement salarial. Andersson et al. (2009) montrent, par ailleurs, la présence de superstars au sein des entreprises de haute technologie. Afin de prendre en compte cette hétérogénéité, nous utilisons également la régression par quantile initiée par Koenker et Hallock (2001). Cette méthode nous permet de déterminer l'écart salarial, entre les deux types d'activités, à différents points de la distribution du salaire et non uniquement à la moyenne.

Le modèle de régression par quantile s'écrit :

$$Q^\theta(\ln(w_i)/X_i) = cste^\theta + \beta_{R\&D}^\theta R\&D_i + \beta_{exp}^\theta Exp_i + \beta_{exp^2}^\theta Exp^2_i + \beta_{anc}^\theta Anc_i + \beta_{anc^2}^\theta Anc^2_i + \beta^\theta X_i + \varepsilon_i^\theta \quad \text{Eq. 12}$$

Où  $\theta$  est le  $\theta^{me}$  quantile de la distribution de  $w_i$ . Selon cette équation,  $\beta^\theta$  peut varier d'un quantile à un autre, le coefficient représente donc ici l'effet marginal d'une variable au  $\theta^{me}$  quantile de la distribution du logarithme du salaire.

#### 4.2.1.2. Décomposition par quantile

Un inconvénient de cette approche est qu'il est supposé que la détermination de la fonction de gains est identique pour les ingénieurs travaillant dans la R&D et pour ceux travaillant dans le secteur hors recherche. Or, cette hypothèse a de forte chance d'être violée. En effet, dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons montré, par exemple, que le rendement salarial du doctorat ou encore du genre diffèrent entre les deux types d'activités. Nous faisons par ailleurs l'hypothèse d'une différence de rendement de l'ancienneté et de l'expérience. Une approche alternative est donc utilisée, correspondant à la décomposition d'Oaxaca-Blinder. Cette méthode développée par Blinder (1973) et Oaxaca (1973) permet de décomposer l'écart salarial entre les deux types d'activités en deux composantes : la composante *caractéristique* et la composante *coefficient*. La composante *caractéristique* représente la part « expliquée » par des différences de caractéristiques individuelles ou d'emploi entre les deux groupes d'ingénieurs, ce qui correspond à un « effet de structure ». La seconde composante nommée « effet de rendement » correspond à la partie « non expliquée ». Elle permet d'identifier, à caractéristiques observables identiques, ce que pourrait percevoir un ingénieur travaillant dans le secteur R&D s'il se trouvait dans le secteur hors R&D.

Cette méthode consiste dans un premier temps à estimer une fonction de gains séparément pour les ingénieurs travaillant dans le secteur R&D et ceux travaillant dans d'autres types d'activités.

$$\ln(w_i)_{R\&D} = cste + \beta X_i + \beta_{exp} Exp_i + \beta_{exp^2} Exp^2_i + \beta_{anc} Anc_i + \beta_{anc^2} Anc^2_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 13}$$

$$\ln(w_i)_{HR\&D} = cste + \beta X_i + \beta_{exp} Exp_i + \beta_{exp^2} Exp^2_i + \beta_{anc} Anc_i + \beta_{anc^2} Anc^2_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 14}$$

Puis à effectuer la décomposition suivante :

$$\overline{\ln(w)}^{R\&D} - \overline{\ln(w)}^{HR\&D} = (\overline{X}^{R\&D} - \overline{X}^{HR\&D})\hat{\beta}^{HR\&D} + \overline{X}^{R\&D}(\hat{\beta}^{R\&D} - \hat{\beta}^{HR\&D}) \quad \text{Eq. 15}$$

Avec  $\overline{\ln(w)}^j$  et  $\overline{X}^j$ , la moyenne du log du salaire et des caractéristiques des ingénieurs dans chaque activité  $j$  ( $j = R\&D, HR\&D$ ). La première partie de la décomposition représente l'effet *caractéristique* et la seconde l'effet *coefficient*.

L'inconvénient de cette méthode est qu'elle effectue la décomposition à partir de la moyenne des deux distributions. Nous utilisons donc également l'approche développée par

Machado et Mata (2005) qui permet d'appliquer la décomposition d'Oaxaca-Blinder à la régression par quantile. Cette approche a été développée dans Melly (2006, 2007)<sup>23</sup>.

La décomposition peut s'écrire de la façon suivante :

$$Q^\theta(\ln(w_i)/R\&D) - Q^\theta(\ln(w_i)/HR\&D) = (X_\theta^{R\&D} - X_\theta^{HR\&D})\hat{\beta}^{HR\&D}(\theta) + X_\theta^{R\&D}(\hat{\beta}^{R\&D}(\theta) - \hat{\beta}^{HR\&D}(\theta))$$

Eq. 16

Comme la décomposition d'Oaxaca-Blinder, le premier terme correspond à l'effet *caractéristique* et le second à l'effet *coefficient*.

#### 4.2.2. Rendement de l'ancienneté et de l'expérience

Afin de tester notre hypothèse selon laquelle le rendement de l'ancienneté et de l'expérience diffèrent selon les deux activités, nous pouvons comparer les coefficients  $\beta_{exp_i}$  et  $\beta_{anci}$  de l'équation 13 pour chaque type d'activités selon les différents quantiles. Pour confirmer nos résultats, nous nous inspirons de la méthodologie proposée par Neuman et Weiss (1995). Contrairement aux auteurs, nous ne différencions pas par niveau d'éducation mais par le type d'activités occupées par l'ingénieur (Janssen et *al.*, 2009). Le modèle est le suivant :

$$\ln(w_i) = cste + \beta_{R\&D}R\&D_i + \beta_{expgle}Expgle_i + \beta_{expgle^2}Expgle^2_i + \beta_{R\&DExpgle}R\&DExpgle_i + \beta X_i + \varepsilon_i$$

Eq. 17

Avec *Expgle* représentant l'expérience sur le marché du travail de l'ingénieur. La variable *R&DExpgle* est une variable d'interaction entre travailler dans la recherche et l'expérience. Si le coefficient d'interaction  $\beta_{R\&DExpgle}$  est négatif cela signifie que le rendement de l'expérience décroît plus rapidement dans le secteur recherche que dans les autres activités et inversement s'il est positif.

Dans cette étude, nous distinguons l'expérience sur le marché du travail acquise par l'ingénieur avant l'entrée dans l'entreprise (*Exp*) et l'ancienneté dans l'entreprise actuelle de l'ingénieur (*Anc*).

---

<sup>23</sup> Nous utilisons la commande *rqdeco* dans Stata développée par ces auteurs.

L'équation devient donc :

$$\ln(w_i) = cste + \beta_{R\&D} R\&D_i + \beta_{exp} Exp_i + \beta_{exp^2} Exp_i^2 + \beta_{R\&DExp} R\&DExp_i + \beta_{Anc} Anc_i + \beta_{anc^2} Anc_i^2 + \beta_{R\&Danc} R\&Danc_i + \beta X_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 18}$$

Dans ce modèle, si  $\beta_{R\&DExp}$  est négatif nous pourrions conclure à une obsolescence des compétences plus rapide pour les ingénieurs travaillant dans la R&D par rapport à leurs counterparts dans d'autres types d'activités et inversement pour  $\beta_{R\&DExp}$  positif.

Si  $\beta_{R\&Danc}$  est négatif, cela signifie que le marché interne au sein des activités de R&D est moins développé que dans les autres types d'activités. Nous pourrions donc conclure qu'au sein des entreprises, le capital humain spécifique développé par l'ingénieur dans les activités de R&D est moins valorisé que celui développé dans d'autres types d'activités.

#### ***4.2.3. L'hétérogénéité non observée***

La question se pose également de l'hétérogénéité non observée. Un inconvénient de la décomposition du type Oaxaca-Blinder est que le second terme, la part non expliquée peut révéler uniquement une différence de caractéristiques non observées entre les deux types d'ingénieurs. Afin de prendre en compte ce type de biais une possibilité est d'estimer l'inverse du ratio de Mills et de l'introduire dans la décomposition. La difficulté dans ce type d'analyse est qu'il faut trouver des variables instrumentales, soit des variables affectant le fait de travailler dans les activités de R&D mais n'ayant pas d'impact sur le salaire. Nous ne disposons pas de ce type de variables dans notre base de données<sup>24</sup> contrairement à la seconde partie de ce chapitre.

---

<sup>24</sup> Nous avons testé différentes variables susceptibles d'être utilisées comme variables instrumentales. Aucune de ces variables ne satisfaisait la condition de non corrélation avec le salaire.

### **4.3. Données et statistiques descriptives**

#### ***4.3.1. Données***

Les données utilisées proviennent d'une étude conduite chaque année (tous les 2 ans jusqu'en 2002) par le CNISF auprès des diplômés des écoles d'ingénieurs, quels que soient leur âge et leur expérience. Environ 47500 ingénieurs répondent habituellement au questionnaire. Nous utilisons les données de l'étude conduite en 2009, portant sur la situation des ingénieurs au 31 décembre 2008. Seuls les ingénieurs travaillant dans le secteur marchand et salariés sont ici pris en compte, ceux employés par les administrations, les universités et les laboratoires publics sont exclus de l'analyse. Au final, nous avons un échantillon de 16000 ingénieurs.

#### ***4.3.2. Statistiques descriptives***

##### ***4.3.2.1. Le différentiel de salaire***

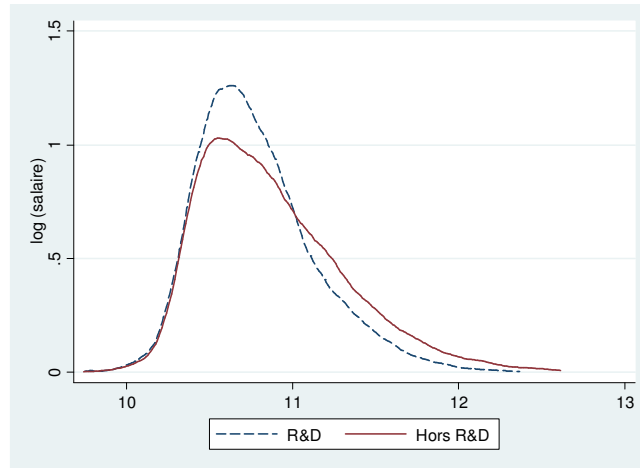
Dans notre échantillon, 15,6 % des ingénieurs travaillent dans le secteur R&D<sup>25</sup>. Nous nous intéressons ici au salaire brut annuel. La figure n° 1 montre une densité salariale différente entre les deux types d'activités. La dispersion du salaire apparaît plus importante dans le secteur hors R&D que dans le secteur R&D dont le salaire est concentré sur la valeur moyenne de la distribution. La distribution du salaire ne semble pas, par ailleurs, correspondre à une distribution normale<sup>26</sup>, ce qui justifie l'utilisation de la méthode par quantile.

---

<sup>25</sup> Dans cette enquête, les ingénieurs considérés comme travaillant dans la R&D sont les ingénieurs déclarant comme activité dominante : recherche fondamentale ou recherche et développement ou conception.

<sup>26</sup> Le kurtosis est de 3,6 et le skewness de 0,837.

Figure 1: Densité du log salaires selon les deux types d'activité



Le tableau n° 5 montre que les diplômés d'écoles d'ingénieurs travaillant dans les activités de R&D gagnent, en moyenne 9,6 % de moins que ceux travaillant dans les autres activités. L'écart de rémunération constaté entre les deux activités est identique à celui enregistré, sur les mêmes données, il y a près de vingt ans. Les résultats montrent un écart significatif négatif pour chaque  $\theta$  (sauf pour  $\theta_1$ ) avec un écart médian de 8 %. Cet écart s'accroît tout au long de la distribution salariale.

Tableau 5 : Statistiques descriptives : Salaire selon les deux types d'activités

	Ingénieurs					
	Moyenne	$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
$\log(w)^{R\&D}$	10,78	10,39	10,53	10,72	11,00	11,27
$\log(w)^{HR\&D}$	10,88	10,40	10,54	10,80	11,14	11,49
$\log(w)^{R\&D} - \log(w)^{HR\&D}$	-0,096**	-0,011	-0,02*	-0,080**	-0,168**	-0,21**

Note : \*\*significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, † significatif à 10 %.

#### 4.3.2.2. Mesure de l'ancienneté et de l'expérience

Une littérature importante montre la difficulté de la mesure des variables expérience et ancienneté. Dans ce chapitre, nous mesurons l'ancienneté dans l'entreprise comme la différence entre l'année de l'enquête (2009) et l'année où l'ingénieur a été employé dans l'entreprise. La principale difficulté dans la mesure de la variable expérience est la détermination du début de carrière du jeune diplômé (Wolpin, 1992). Dans notre base de données, il est demandé clairement à l'individu l'année où il a commencé à travailler comme ingénieur. L'expérience sur le marché du travail est mesurée comme la différence entre l'année où l'ingénieur a été recruté dans son entreprise actuelle et l'année où le diplômé a commencé à travailler comme ingénieur. Cette mesure comporte certains biais. Elle risque notamment de ne pas correspondre à l'expérience professionnelle réelle de l'ingénieur si celui-ci a connu une interruption dans sa carrière. Nous enlevons donc de notre échantillon les ingénieurs déclarant avoir connu une coupure d'au moins 3 mois.

Les ingénieurs dans le secteur R&D ont une ancienneté moyenne dans l'entreprise de 6,9 ans alors que celle-ci est de 7,2 pour les employés dans le secteur hors recherche. Par contre, il existe une différence importante dans l'expérience initiale entre les deux types d'activités. En effet, les ingénieurs au sein des activités de R&D ont une expérience initiale moyenne de 2,67 ans alors que celle-ci est de 3,5 ans pour les ingénieurs dans d'autres types d'activités.

Figure 2 : Ancienneté et expérience dans les activités R&D

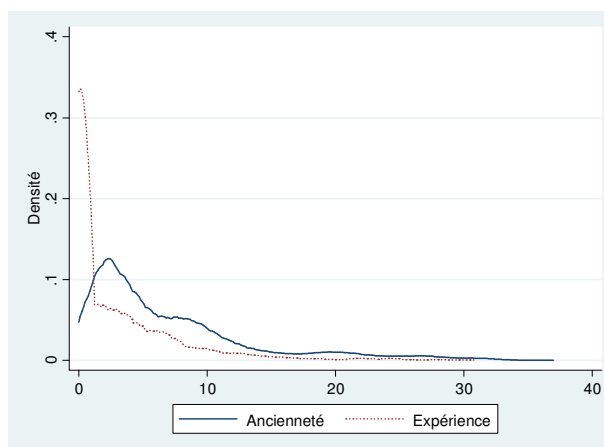
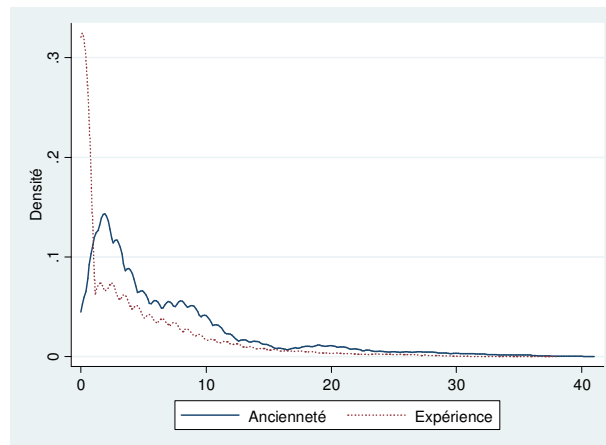




Figure 3 : Ancienneté et expérience dans les activités hors recherche



#### 4.3.2.3. Variables de contrôle

Dans les modèles sont prises en compte les caractéristiques individuelles des ingénieurs : le genre, le(s) diplôme(s) obtenu(s) après celui d'ingénieur, la discipline du diplôme ainsi que le prestige de l'école<sup>27</sup>. Le tableau n° 6 montre que les femmes représentent 15,8 % de la population considérée et 15,8 % d'entre elles travaillent dans des activités de R&D. Il semble que les ingénieurs diplômés d'une école prestigieuse choisissent plus fréquemment les activités de R&D. En effet, 14,1 % des ingénieurs sont issus d'une école prestigieuse et 21,3 % d'entre eux sont employés dans des activités de R&D.

Concernant les spécialités du diplôme, les plus représentées dans les activités de recherche sont la physique, la chimie et l'électronique alors que dans les autres activités, on compte une part plus importante d'ingénieurs formés en génie civil ou généralistes.

Les diplômés des écoles d'ingénieurs peuvent détenir un diplôme supplémentaire à celui en ingénierie. Certains peuvent préparer un diplôme en management ou dans d'autres champs d'études reliés, d'autres diplômés poursuivent leurs études afin de détenir un autre diplôme (tel qu'un master en sciences), d'autres continuent pour l'obtention d'un doctorat. D'une part, 8,4 % de l'ensemble des ingénieurs possèdent un diplôme supplémentaire en management tel un Master, les destinant à se diriger vers des fonctions moins techniques que

<sup>27</sup> Nous appelons « Ecoles prestigieuses », les écoles qualifiées de groupe 1 par le CNISF soit Polytechnique, Mines, Ponts....

celles d'ingénierie traditionnelle. En fait, 7,9 % seulement des ingénieurs détenteurs d'un diplôme en management sont employés dans des activités de R&D.

D'autre part, parmi les 14,4 % d'ingénieurs détenteurs d'un diplôme supplémentaire en science, 27,4 % choisissent de s'orienter vers les activités de R&D. Les ingénieurs possédant un doctorat représentent une petite proportion de l'ensemble des ingénieurs (3,2 %), mais une large part d'entre eux (53,1 %) travaille dans des activités de R&D.

Sont également prises en considération les caractéristiques de l'entreprise de l'ingénieur, plus particulièrement la taille et la région d'implantation de l'entreprise. La part d'ingénieurs travaillant dans des activités de R&D est plus importante dans les plus grandes entreprises (plus de 2000 salariés). Enfin, 47 % de l'ensemble des ingénieurs travaillent en région parisienne et la proportion de ceux-ci exerçant dans les activités de R&D y est moins importante (14,6 % contre 16,8 %).

Tableau 6 : Statistiques descriptives par type d'activités

	R&D	HR&D	Total	Nombre
<b><u>Genre</u></b>				
Femme (15,8)	15,8	84,2	100	2488
Homme (84,2)	15,8	84,3	100	13302
<b><u>Ecoles prestigieuses</u></b>				
Oui (14,1)	21,3	79,7	100	2233
Non (85,9)	14,9	85,1	100	13557
<b><u>Diplôme en Management</u></b>				
Oui (8,4)	7,9	92,1	100	1330
Non (91,6)	15,5	83,5	100	14460
<b><u>Diplôme en Science</u></b>				
Oui (14,4)	27,4	72,6	100	2274
Non (85,6)	13,8	86,2	100	13516
<b><u>Doctorat</u></b>				
Oui (3,2)	53,1	46,7	100	499
Non (96,8)	14,5	85,5	100	15291
<b><u>Disciplines du diplôme</u></b>				
Agroalimentaire (7,1)	13,9	86,1	100	1119
Chimie (8,3)	21,1	78,9	100	1302
Électrotechnique (6)	18,2	81,8	100	939
Électronique (25,1)	18,6	81,4	100	3963
Génie civil (4,3)	4,8	95,2	100	684
Mécanique (14,1)	14,9	85,1	100	2231
Physique (6,1)	23,1	76,9	100	966
Généraliste (24,5)	12,7	87,3	100	3871
Autres (4,5)	8,4	91,6	100	715
<b><u>Taille de l'entreprise</u></b>				
Moins de 20 salariés (4,9)	15,9	84,1	100	768
20 à 499 salariés (25,2)	15,4	84,6	100	3985
500 à 1999 salariés (14)	15,1	84,9	100	2209
Plus de 2000 salariés (55,9)	16,1	83,9	100	8280
<b><u>Région parisienne</u></b>				
Oui(47)	14,6	85,4	100	7428
Non (53)	16,8	83,2	100	8362

Note : Les pourcentages entre parenthèses sont les pourcentages pour l'ensemble de la population.

#### 4.4. Analyse empirique

L'objet de cette analyse empirique est de déterminer le rendement salarial pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs de travailler dans la R&D. Nous cherchons également à mesurer le rendement de l'ancienneté et de l'expérience selon les deux types d'activités. Nous présentons, tout d'abord, les résultats selon une fonction de gains unique puis les résultats par décomposition.

#### **4.4.1. Résultats des fonctions de gains : régressions par quantile avec une variable dichotomique R&D**

Le tableau 7 présente uniquement le coefficient de la variable R&D en fonction des différentes caractéristiques introduites au sein du modèle donc « *toutes choses égales par ailleurs* ». Les résultats des modèles complets sont présentés en [annexes E et F](#) dans les tableaux 20 et 21.

La seconde ligne du tableau 7 nous montre qu'après avoir introduit les différentes caractéristiques individuelles et de l'entreprise au sein des modèles de gains, l'écart salarial entre les deux types d'activités ne change pas significativement. En effet, l'écart salarial moyen est de 8,9 % (significatif à 1 %) et l'écart médian de 7,5 % (significatif à 1 %) en défaveur des activités de R&D.

Lorsque nous introduisons la variable ancienneté en entreprise au sein du modèle de gains, les pseudo-R<sup>2</sup> des différents  $\theta$  et le R<sup>2</sup> dans le cas de la régression des MCO s'accroissent fortement, ce dernier passant de 16 à 42 %. Par contre, la différence d'ancienneté dans l'entreprise ne semble pas expliquer de manière substantielle la différence de rémunération entre les activités de R&D et les autres types d'activités. En effet, au niveau de l'écart médian, le coefficient de la variable R&D passe de 7,5 % à 5,5 %.

L'introduction de la variable expérience sur le marché du travail au sein des modèles change radicalement le niveau du coefficient de la variable R&D dans les modèles de gains avec une diminution presque de moitié par rapport aux estimations précédentes notamment dans la partie haute de la distribution. Il semble donc que la moitié de la différence, entre le revenu de ceux travaillant dans les fonctions de R&D et ceux œuvrant dans les autres activités puisse être attribuée à la différence de niveau d'expérience. Ce résultat semble confirmer le fait que les activités de R&D représentent souvent une « porte d'entrée » au sein de l'entreprise et sont ainsi constituées principalement de débutants (Beltramo et *al.*, 2000). Néanmoins, il reste un écart moyen de 5,2 % et un écart médian de 3,5 %, « *toutes choses égales par ailleurs* ».

Tableau 7 : Résultats comparés sur l'ensemble et les estimations par quantile

log du revenu annuel	MCO	$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
R&D Car. individuelles	-0,095**	-0,021**	-0,039**	-0,075**	-0,126**	-0,17**
R&D Car. individuelles+ entreprises	-0,089**	-0,013‡	-0,027**	-0,075**	-0,127**	-0,157**
R&D Car. individuelles+ entreprises+ d'ancienneté	-0,085**	-0,017**	-0,028**	-0,055**	-0,107**	-0,164**
R&D Car. individuelles+ entreprises+ niveau d'ancienneté+ d'expérience	-0,052**	-0,01 ‡	-0,013**	-0,035**	-0,057**	-0,084**

Note : \*\*significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, ‡ significatif à 10 %.

#### **4.4.2. Régression par Quantile R&D et hors R&D**

Afin d'évaluer s'il existe des différences de rendement entre les deux types d'activités et notamment concernant l'ancienneté et l'expérience, nous estimons maintenant deux fonctions de gains, une fonction de gains avec uniquement les ingénieurs travaillant dans le secteur R&D et une fonction de gains incorporant uniquement ceux travaillant dans d'autres types d'activités. Les résultats présentés dans les tableaux n° 22 et 23 montrent des différences de rendement entre les deux types d'activités. Nous pouvons souligner que nous retrouvons des résultats présentés dans la seconde partie de ce chapitre.

Tout d'abord, la discrimination salariale envers les femmes semble beaucoup moins prononcée dans le secteur R&D que dans le secteur HR&D. Dans le secteur R&D, l'écart salarial médian est de l'ordre de 3 % alors que dans le secteur hors recherche, cet écart est de 6,9 %. Cet écart s'accroît plus rapidement dans le secteur hors recherche que dans le secteur recherche le long de la distribution salariale. Au neuvième décile, la différence salariale est de 4,8 % dans le secteur R&D alors qu'elle est de 8,9 % dans le secteur HR&D. Il semble donc que les femmes pâtissent plus de l'existence d'un « plafond de verre » dans le secteur hors recherche que dans le secteur recherche.

Le rendement salarial du doctorat est plus prononcé dans le secteur recherche que dans le secteur hors recherche avec respectivement un écart médian de 5,2 % (significatif à 1 %) et de 3,5 % (significatif à 5 %). Le rendement du doctorat augmente le long de la distribution salariale dans le secteur R&D. Au neuvième décile, le fait de détenir un doctorat apporte un gain salarial de 13,8 % (significatif à 1 %) dans le secteur R&D. Il semble donc que le doctorat est nécessaire pour accéder à des fonctions importantes dans le secteur

R&D. Par contre, le fait de détenir un diplôme supplémentaire en management ou être issu d'une école prestigieuse est valorisé à la fois dans le secteur R&D et le secteur hors R&D particulièrement dans les déciles les plus élevés.

#### **4.4.3. Rendement de l'ancienneté et de l'expérience selon les deux types d'activités**

Dans cette section, nous présentons de façon plus détaillée les coefficients de l'ancienneté et de l'expérience trouvés dans les modèles précédents. Les tableaux n° 22 et 23 en annexe montrent des coefficients supérieurs de l'ancienneté et de l'expérience dans le secteur hors recherche par rapport au secteur recherche quel que soit le  $\theta$  considéré. A partir de ces coefficients, nous calculons les rendements salariaux cumulés de l'expérience et de l'ancienneté pour différentes années selon le type d'activités. Les résultats sont présentés dans les tableaux 8 et 9. Le modèle de Neuman et Weiss est présenté dans le tableau 10.

Tableau 8 : Rendement cumulé de l'expérience initiale selon les deux types d'activités

		1 an	5 ans	10 ans
MCO	R&D	0,051 <sup>28</sup>	0,271	0,559
	Hors R&D	0,055	0,275	0,609
$\theta_{10}$	R&D	0,042	0,216	0,419
	Hors R&D	0,045	0,229	0,4445
$\theta_{25}$	R&D	0,044	0,229	0,451
	Hors R&D	0,049	0,254	0,509
$\theta_{50}$	R&D	0,048	0,251	0,509
	Hors R&D	0,053	0,289	0,604
$\theta_{75}$	R&D	0,054	0,296	0,626
	Hors R&D	0,063	0,350	0,754
$\theta_{90}$	R&D	0,062	0,350	0,764
	Hors R&D	0,072	0,408	0,903

Tableau 9 : Rendement cumulé de l'ancienneté selon les deux types d'activités

		1 an	5 ans	10 ans
MCO	R&D	0,050	0,262	0,531
	Hors R&D	0,051	0,275	0,575
$\theta_{10}$	R&D	0,044	0,229	0,454
	Hors R&D	0,043	0,223	0,446
$\theta_{25}$	R&D	0,047	0,245	0,494
	Hors R&D	0,046	0,245	0,505
$\theta_{50}$	R&D	0,051	0,273	0,567
	Hors R&D	0,053	0,287	0,602
$\theta_{75}$	R&D	0,056	0,307	0,651
	Hors R&D	0,060	0,333	0,714
$\theta_{90}$	R&D	0,061	0,341	0,733
	Hors R&D	0,073	0,415	0,906

<sup>28</sup> Le rendement cumulé de l'expérience et de l'ancienneté est calculé de la manière suivante :  $\exp(\beta_{anc}Anc + \beta_{anc2}Anc^2) - 1$ .

Tableau 10 : Modèle de Neumann et Weiss (1995)

	MCO	$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
<i>Anc</i>	0,055**	0,047**	0,049**	0,054**	0,064**	0,07**
<i>Anc<sup>2</sup>*100</i>	-0,077**	-0,098**	-0,083**	-0,07**	-0,07**	-0,08**
<i>Exp</i>	0,052**	0,044**	0,047**	0,054**	0,062**	0,074**
<i>Exp<sup>2</sup>*100</i>	-0,06**	-0,068**	-0,06**	-0,07**	-0,07**	-0,098**
<b><i>R&amp;Danc</i></b>	<b>-0,0025**</b>	<b>-0,001</b>	<b>-0,002‡</b>	<b>-0,003**</b>	<b>-0,004**</b>	<b>-0,008**</b>
<b><i>R&amp;Dexp</i></b>	<b>-0,0053**</b>	<b>-0,004*</b>	<b>-0,0037**</b>	<b>-0,006**</b>	<b>-0,008**</b>	<b>-0,008**</b>

Note : \*\*significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, ‡ significatif à 10 %

Le tableau 10 montre des résultats semblables à ceux trouvés dans la littérature avec des coefficients positifs et significatifs pour l'expérience et l'ancienneté et des coefficients négatifs et significatifs pour ces variables élevées au carré. Nous pouvons remarquer que les coefficients de l'ancienneté et de l'expérience sont relativement de même ordre de grandeur (environ 5 %) dans la fonction de gains par MCO mais également pour chaque  $\theta_i$ . Mason et Nohora (2010) et Di Prete et *al.* (2002) trouvent un résultat relativement similaire.

Concernant les rendements de l'expérience initiale pour les deux types d'activités présentés dans le tableau 9, les rendements au sein des activités de R&D sont toujours inférieurs à ceux trouvés dans le secteur hors recherche quel que soit le  $\theta_i$  considéré. Au niveau médian, un ingénieur employé dans les activités de R&D percevra en moyenne une augmentation de salaire de 25,1 % pour cinq années d'expérience contre 28,9 % pour ceux travaillant dans des activités hors recherche. La différence de rendement de l'expérience entre les deux types d'activités s'accroît le long de la distribution salariale et est significative à chaque  $\theta_i$ . La variable d'interaction expérience-recherche dans le tableau 10 est, en effet, négative et significative tout le long de la distribution salariale.

Les tableaux 9 et 10 montrent un résultat similaire mais dans une moindre mesure concernant le rendement de l'ancienneté en entreprise. La différence de rendement entre les deux types d'activités n'apparaît significative qu'à partir du  $\theta_{50}$  (tableau 10). Par contre, cette différence devient très importante dans les plus hauts déciles.

De ces résultats, nous pouvons conclure à une moindre rémunération des deux formes de capital humain, général et spécifique pour les ingénieurs employés dans les activités de R&D par rapport à ceux employés dans d'autres types d'activités. Il semble par ailleurs que ce soit particulièrement le cas pour le capital humain général.

#### **4.4.4. Décomposition salariale Oaxca-Blinder et Mata-Machado**

Nous pouvons maintenant effectuer la décomposition salariale entre les deux types d'activités. Nous pouvons souligner, qu'au vu des différences de rendement du genre, de l'expérience et de l'ancienneté entre les deux types d'activités, la méthode par décomposition est plus appropriée.

##### **4.4.4.1. Décomposition Oaxaca-Blinder**

Dans un premier temps, à partir de l'équation 13, nous effectuons une décomposition Oaxaca-Blinder. Les résultats sont présentés dans le tableau 11 suivant.

Tableau 11 : Décomposition Oaxaca-Blinder

	Modèle avec caractéristiques individuelles		+ entreprises		+ ancienneté		+ expérience	
	Coef.	%	Coef.	%	Coef.	%	Coef.	%
Écart salarial	-0,096**	100	-0,096**	100	-0,096**	100	-0,096**	100
Effet caractéristique	-0,001	1	-0,007‡	7	-0,011‡	11	-0,044**	46
<b>effet rendement</b>	<b>-0,095**</b>	<b>99</b>	<b>-0,089**</b>	<b>93</b>	<b>-0,085**</b>	<b>89</b>	<b>-0,052**</b>	<b>54</b>

Note : \*\*significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, ‡ significatif à 10 %

Nous pouvons remarquer que la part expliquée (l'effet caractéristique) augmente peu après avoir introduit les caractéristiques individuelles et de l'entreprise. L'introduction de la variable ancienneté en entreprise augmente la part expliquée de 4 % mais celle-ci reste relativement faible (11 %) et n'est significative qu'à 10 %. Par contre, après avoir introduit l'expérience sur le marché du travail, la part expliquée est de 40 %. Il reste néanmoins une part non expliquée de 54 % avec un coefficient de -5,2 % significatif à 1 %. Ce coefficient est de même ordre de grandeur que celui trouvé dans la régression simple.



## 4.4.4.2. Décomposition Mata-Machado

Tableau 12 : Décomposition Mata- Machado

	$\theta_{10}$		$\theta_{25}$		$\theta_{50}$		$\theta_{75}$		$\theta_{90}$	
R&D	-0,009	100	-0,035**	100	-0,077**	100	-0,138**	100	-0,205**	100
Caractéristiques individuelles										
Effet caractéristiques	0,006†	0	0,01**	0	0,01†	0	0,01	0	-0,003	0
<b>effet rendement</b>	<b>-0,01**</b>	<b>100</b>	<b>-0,03**</b>	<b>100</b>	<b>-0,09**</b>	<b>100</b>	<b>-0,16**</b>	<b>100</b>	<b>-0,22**</b>	<b>100</b>
+ caractéristiques entreprise										
Effet caractéristiques	-0,001	0	-0,011**	0	-0,004	0	-0,01	6	-0,02	8
<b>effet rendement</b>	<b>0,007</b>	<b>100</b>	<b>-0,012**</b>	<b>50</b>	<b>-0,078</b>	<b>100</b>	<b>-0,15</b>	<b>94</b>	<b>-0,208</b>	<b>92</b>
+ expérience dans l'entreprise										
Effet caractéristiques	-0,003	31	-0,001	3	-0,006	7	-0,01*	9	-0,02*	8
<b>effet rendement</b>	<b>-0,007*</b>	<b>68</b>	<b>-0,03**</b>	<b>97</b>	<b>-0,07**</b>	<b>93</b>	<b>-0,13**</b>	<b>91</b>	<b>-0,19**</b>	<b>92</b>
+ ancienneté sur le marché du travail										
Effet caractéristiques	-0,01**	<sup>29</sup> 129	-0,02**	62	-0,04**	53	-0,07**	47	-0,09**	41
<b>effet rendement</b>	<b>0,003</b>		<b>-0,01**</b>	<b>38</b>	<b>-0,03**</b>	<b>47</b>	<b>-0,08**</b>	<b>53</b>	<b>-0,12**</b>	<b>59</b>

Notes : \*\*significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, † significatif à 10 %. Les écarts types ont été boots trappés 500 fois.

La décomposition par quantile montre également un effet caractéristique peu significatif voir nul pour les premiers modèles, particulièrement pour les premiers  $\theta$ . La différence dans l'ancienneté et l'expérience entre les deux types d'ingénieurs explique en grande partie l'écart salarial entre les deux types d'activités. Après avoir introduit l'ensemble des variables, la part attribuable à une différence de caractéristiques observables varie fortement le long de la distribution allant de plus de 100 % pour  $\theta_1$  à 41 % pour  $\theta_9$ . Au contraire, l'effet *rendement* s'accroît tout le long de la distribution avec un écart de salarial de 0 % à  $\theta_1$  à -12 % à  $\theta_9$  et un écart médian de -3 %. Nous pouvons par ailleurs noter que ces résultats sont légèrement supérieurs à ceux trouvés à partir des régressions par quantile avec une variable dichotomique. Les activités de R&D semblent particulièrement moins rémunératrices pour les ingénieurs les « plus talentueux ». Nos résultats indiquent que même si les ingénieurs R&D avaient les mêmes caractéristiques observables que les autres ingénieurs, ils percevraient tout de même des salaires inférieurs. La question se pose alors des incitations pour les ingénieurs à travailler dans le secteur de la R&D.

<sup>29</sup> Une valeur supérieure à 100 % pour l'effet caractéristique signifie que les ingénieurs travaillant dans les activités de R&D ont de « meilleures » caractéristiques leur permettant ainsi de compenser la moindre rémunération due à leur activité.

#### **4.5. Discussion des résultats**

Dans cette partie, nous avons cherché à déterminer empiriquement l'écart salarial pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs entre les activités de R&D et les autres types d'activités. Afin de prendre en compte l'hétérogénéité des salaires, l'analyse par quantile nous a semblé l'analyse économétrique la plus appropriée. Les résultats montrent que malgré l'importance croissante des activités de R&D pour les entreprises, cela n'a pas induit en retour un gain salarial pour les ingénieurs affectés à ces activités. Nous retrouvons un écart salarial relativement semblable à celui qui a été trouvé quinze années auparavant.

Nous trouvons également une différence de rendement de l'ancienneté et de l'expérience entre les diplômés employés dans des activités de R&D et ceux employés dans d'autres types d'activités. La différence de rendement du capital humain général est particulièrement prononcée et s'accroît tout le long de la distribution salariale. Nous sommes conscients que nos estimations présentent des limites dans la détermination du rendement de l'expérience et de l'ancienneté. Elles ne permettent notamment pas de prendre en compte l'existence de biais d'hétérogénéité. Comme le soulignent Abraham et Farber (1987), il est possible que les individus avec le plus d'expérience aient en fait passé plus de temps à trouver un meilleur emploi. Le lien positif entre salaire et expérience ne serait pas dû à une accumulation du capital humain général mais résulterait d'un meilleur appariement. Il est également possible que les individus présentant le plus d'ancienneté soient les plus productifs (Topel, 1991). D'autres techniques économétriques (Altonji and Shakotko, 1987 et Topel, 1991) ont été développées afin de prendre en compte ces biais mais celles-ci requièrent des données de panel. Un approfondissement dans ce sens pourrait s'avérer intéressant.

Néanmoins, après avoir introduit l'ensemble des caractéristiques au sein des modèles, il reste une part non expliquée de -3 % au niveau médian, de 0 % pour le premier quartile et de -12 % pour le dernier décile. Ce résultat est semblable quelle que soit la méthode économétrique utilisée, équation simple ou décomposition Machado Mata. Cette part non expliquée peut représenter une plus faible rémunération des activités de R&D mais également une hétérogénéité non observée entre les deux types d'ingénieurs. Il est, en effet, possible qu'il existe une différence de motivation intrinsèque entre les ingénieurs travaillant en tant que chercheurs et ceux travaillant dans d'autres types d'activités. Les études récentes

en économie expérimentale se sont, par ailleurs, intéressées à la conciliation entre les incitations extrinsèques et intrinsèques des individus au sein des organisations (Frey, 2007, Bénabou, Tirole, 2003). Ces recherches trouvent que, sous certaines conditions, les récompenses extrinsèques (ici, monétaires) sont susceptibles d'évincer (« crowd out ») les motivations intrinsèques (ici, le « goût pour la recherche »). Par exemple, Bénabou et Tirole (2003), s'intéressant au signal de la récompense, montrent que l'offre d'une récompense extrinsèque (« reward ») d'un principal peut signaler à l'agent un manque de confiance et une non-croyance en ses capacités, cela peut avoir comme conséquence une baisse de la motivation de l'agent<sup>30</sup>. Ils soulignent que de fortes incitations monétaires peuvent également signaler à l'agent un travail non attractif et peuvent faire douter l'agent du bien-fondé de son action. Utilisant ce cadre d'analyse, Frey et Neckermann (2008) montrent que pour les chercheurs académiques, les prix (« awards ») peuvent, en effet, s'avérer plus désirables que les incitations monétaires en raison de leur motivation intrinsèque. Les études empiriques concernant les ingénieurs au sein des activités de R&D ne confirment pas toujours l'existence d'un goût pour la recherche, notamment dans le secteur privé. Roach et Sauermann (2010) montrent en effet que les docteurs se dirigeant vers le secteur public présentent un goût pour la recherche plus important que ceux se dirigeant vers une carrière dans le privé. A partir de ces mêmes données, Bonnard et *al.* (2011) trouvent un niveau de satisfaction inférieur des ingénieurs au sein des activités de R&D sur un ensemble d'items tels que l'autonomie par rapport aux autres ingénieurs. Seule la part de créativité dans l'emploi apporte une satisfaction supérieure pour les chercheurs.

## **5. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons cherché à analyser le marché du travail des scientifiques. Dans la première partie, nous avons présenté en quoi ce marché du travail pouvait se distinguer des autres marchés du travail. Nous avons dégagé plus particulièrement deux types de spécificités, la première étant le type de capital humain et la seconde la forte incertitude. Le capital humain scientifique est un capital demandant un niveau de formation

---

<sup>30</sup> Nous reviendrons plus en détail sur cette théorie dans le chapitre II.

élevé permettant un effet innovation et absorption mais risquant de connaître une dépréciation rapide. La seconde spécificité de ce marché du travail est l'incertitude inhérente aux activités de R&D. Celle-ci aura un impact sur le recrutement et la gestion de la carrière des chercheurs.

Dans la seconde et la troisième partie de ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'accès des jeunes diplômés en sciences et ingénierie dans les activités de R&D ainsi que la valorisation de ces activités au sein des entreprises. Concernant les docteurs, ils auront plus de facilités à accéder à la recherche privée s'ils ont eu des liens avec le monde industriel lors de leur doctorat. Cette expérience professionnelle en entreprise leur apportera également un rendement salarial positif à la fois dans le secteur R&D et le secteur hors R&D. Il semble, par ailleurs, exister dans le cas des docteurs une sélection positive à l'accès vers la recherche. Les docteurs les plus talentueux, les plus motivés se dirigent vers les activités de R&D même si celles-ci leur apportent une rémunération moins importante.

Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, seul le type d'école dont est issu le diplômé semble déterminant dans l'accès à la R&D. En effet, un ingénieur issu d'une école entretenant des partenariats de recherche important avec les entreprises aura plus de chances de devenir chercheur. Nous pouvons noter qu'aussi bien pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs que pour les docteurs, le partenariat avec les entreprises et les liens avec la recherche industrielle semblent déterminants.

Dans ce chapitre, nous avons également montré qu'en termes de salaire, les caractéristiques des individus sont valorisées différemment selon les deux types d'activités. Tout d'abord, la discrimination salariale envers les femmes apparaît moins importante dans les activités de R&D que dans les autres types d'activités. Le doctorat est fortement valorisé au sein des fonctions de R&D mais n'apporte pas de rendement salarial dans les autres activités. D'autre part, le rendement de l'ancienneté et de l'expérience apparaît également différent dans le secteur R&D et dans le secteur hors recherche. La littérature a mis l'accent sur un marché interne plus faible pour les chercheurs et une difficulté dans la gestion de leur carrière au sein des entreprises. Dès les années 70, il a été proposé la mise en place d'une double échelle permettant aux chercheurs de devenir expert avec un niveau de rémunération similaire à celui des managers, un des objectifs étant d'attirer les jeunes ingénieurs dans ce type de carrière (Gastaldi, Gilbert, 2009). Les différences de rendement de l'ancienneté trouvées entre les deux types d'activités semblent indiquer que les ingénieurs au sein des

activités de R&D bénéficient tout de même d'un marché interne moins important. Néanmoins, le système de double échelle a fait l'objet de critique et semble avoir été peu appliqué notamment en France. L'étude de Duhautois, Maublanc (2005, 2006) montre que la mise en place de celle-ci n'est pas réellement effective et concerne très peu d'entreprises.

Par contre, un aspect peu discuté dans la littérature concerne la transférabilité du capital humain pour les ingénieurs et scientifiques au sein des activités de R&D. Nous avons montré dans ce chapitre une différence de rendement de l'expérience antérieure importante entre les activités de R&D et les autres types d'activités. Le capital humain général des chercheurs semble peu valorisé sur le marché du travail. Une des hypothèses possibles est une obsolescence plus rapide du capital scientifique. Cette question a pourtant été peu traitée dans la littérature.

Enfin, malgré une prise de conscience assez tôt du problème de la valorisation de la R&D au sein des entreprises, les résultats trouvés sont relativement similaires à ceux trouvés il y a une quinzaine d'année. En effet, les diplômés d'écoles d'ingénieurs perçoivent un salaire moyen inférieur de -5 % et un salaire médian inférieur de -3 %. La différence de salaire est particulièrement importante en haut de la distribution salariale, pour les quantiles les plus élevés. Il se pose alors la question d'attirer et de retenir les ingénieurs les plus « talentueux » au sein des activités de R&D. Au vu des faibles perspectives de carrière, les jeunes diplômés en sciences peuvent ne pas être attirés par ce type de carrière. Rosen (2004) montre que l'offre de diplômés en ingénierie dépend fortement des anticipations qu'ils se font de leur carrière. Comme le soulignent Murphy et *al.* (1991), les individus les plus talentueux se dirigent vers les activités avec le plus haut rendement salarial privé. La formation initiale importante de ce type de carrière ne semble pas être rentabilisée économiquement.

**BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE I**

ABRAHAM, K.G., FARBER, H.S. (1987), Job duration, seniority, and earning, *American Economic Review*, vol. 77, n° 3, pp. 278-297.

ALLEN T.J., KATZ R. (1986), The dual ladder: motivational solution or managerial delusion?, *R&D management*, vol. 16, n° 2, pp. 185-179.

ALTONJI, J., SCHAKOTO, R. (1987), Do wages rise with job seniority, *Review of Economic Studies*, vol. 54, n° 3, pp. 437-459.

ANDERSSON, F., FREEDMAN, M., HALTIWANGER, J., LANE, J., SHAW, K. (2009), Reaching for the stars: Who pays for talent in innovative industries?, *The Economic Journal*, vol. 119, n° 538, pp. 308-332.

ÁNGEL, P. O., SÁNCHEZ, L. S. (2009), R&D managers' adaptation of firms' HRM practices, *R&D Management*, vol. 39, n° 3, pp. 271-290.

ARROW K.J., CAPRON W.M. (1959), Dynamic shortages and price rises: the engineer-scientific case, *The Quarterly Journal of Economics*, vol.73, n° 2, pp. 292-308.

AUDRIC-LERENARD, A., TOPOL A. (1999), *Chercheur : un métier en expansion qui permet l'embauche de jeunes diplômés*, Premières synthèses, n° 37-02, DARES, Ministère de l'Emploi, septembre.

BARTEL, A.P., LICHTENBERG, FR. (1987), The comparative advantage of educated workers in implementing new technology, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 69, n° 1, pp. 1-11.

BECKER, F.S. (2010), Why don't young people want to become engineers? Rational reasons for disappointing decisions, *European Journal of Engineering Education*, vol. 35, n° 4, pp. 349-366.

BECKER, G. (1993), *Human capital: a theoretical and empirical analysis with special reference to education*, 3<sup>rd</sup> edition, University of Chicago Press.

BELTRAMO, J.P., PAUL, J.J. (1994), Les rémunérations et les carrières des chercheurs en entreprises, papier présenté au XIII<sup>ème</sup> Congrès mondial de sociologie, Bielefeld Allemagne.

BELTRAMO, J.P., PAUL, J.J., PERRET C. (2000), The recruitment of researchers and the organisation of scientific activity in industry, *International Journal of Technology Management*, vol. 22, n° 7-8, pp. 811-834.

BÉNABOU, R., TIROLE, J. (2003), Intrinsic and Extrinsic Motivation, *Review of Economic Studies*, vol. 70, n° 3, pp. 489-520.

- BENDER, K.A., HEYWOOD, J.S. (2009), Education Mismatch among Ph.D.s: Determinants and Consequences, Dans : FREEMAN, R.B., GOROFF, D.F. (eds), *Science and Engineering Careers in the United States*, University of Chicago Press, pp. 229-255.
- BERET, P. (2002), Mobilité des chercheurs des entreprises et mutations de recherche et développement, *Formation-Emploi*, n° 78, pp. 35-51.
- BIDDLE, J., ROBERTS, K. (1994), Private sector scientist and engineers and the transition to management, *The Journal of Human Resources*, vol. 29, n° 1, pp. 82-107.
- BLINDER, A.S. (1973), Wage discrimination: reduced form and structural estimates, *Journal of Human Resources*, vol. 8, n° 4, pp. 436-455.
- BONNARD, C., BOURDON, J., PAUL, J.J. (2011), Travailler dans la recherche privée au sortir d'une école d'ingénieurs : est-ce la bonne stratégie ?, *Revue d'Economie Industrielle*, vol. 133, pp. 9-30.
- BOURDON, J., PAUL, J.J. (1992), L'analyse hédonique du goût pour la recherche, papier présenté aux 9<sup>èmes</sup> Journées de Micro-Economie Appliquée, Strasbourg France.
- BROWN, C., LINDEN G. (2008), Is there a shortage of engineering talent in the US?, Working Paper n° 436132, Institute for Research on Labor and Employment, Berkeley, University of California.
- BUTZ, W.P., BLOOM, G.A., GROSS, M.E., KELLY, T.K., KOFNER, A., RIPPEN H.E. (2003), Is there a shortage of scientists and engineers? How would we know?, Rand Issue Paper n° 241, Santa Monica.
- CLARKE, T.E. (2002), Unique features of an R&D work environment and research scientists and engineers, *Knowledge, Technology, & Policy*, vol. 115, n° 3, pp. 58-69.
- CNISF (2009), 19<sup>ème</sup> enquête socio-économique sur la situation des ingénieurs et des scientifiques, Observatoire des ingénieurs du CNISF.
- COHEN, W.M., LEVINTHAL, D. (1989), Innovation and Learning: the two faces of R&D, *The Economic Journal*, vol. 99, n° 397, pp. 569-596.
- COHEN, W.M., LEVINTHAL, D. (1990), Absorptive capacity: a new perspective on learning and innovation, *Administrative Science Quarterly*, vol. 35, n° 1, pp. 128-152.
- COMMISSARIAT GENERAL DU PLAN (1999), *Recherche et Innovation - La France dans la Compétition Mondiale (Rapport Majoie)*, La Documentation française, Paris, 439 p.



CORVERS, F. (1997), The impact of human capital on labour productivity in manufacturing sectors of the european union, *Applied Economics*, vol. 29, n° 8, pp. 975-987.

DAGHFOUS, A. (2004), Absorptive capacity and the implementation of knowledge-intensive best practices, *SAM advanced management journal*, vol. 69, n° 2, pp. 21-27.

DALTON, G.W., THOMPSON, P.H. (1971), Accelerating obsolescence of older engineers, *Harvard Business Review*, vol. 49, n° 5, pp. 57-67.

DE GRIP, A., VAN LOO, J., MAYHEW, K. (2002), *The economics of skills obsolescence: Theoretical innovations and empirical applications*, Amsterdam : Elsevier Science Ltd.

DELFGAAUW, J., DUR, R. (2007), Signaling and screening of workers' motivation, *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 62, n° 4, pp. 605-624.

DIPRETE, T.A., GOUX, D., MAURIN, E. (2002), Internal labour markets and earnings trajectories in the post-Fordist economy: an analysis of recent trends, *Social Science Research*, vol. 31, n° 2, pp. 175-196.

DOERINGER, P.B., PIORE, M. (1971), *Internal labor markets and manpower analysis*, Lexington, Mass.: Heath.

DUHAUTOIS, R., MAUBLANC, S. (2005), Les carrières des chercheurs dans les entreprises privées, Rapport de recherche, Centre d'Etudes de l'Emploi.

DUHAUTOIS, R., MAUBLANC, S. (2006), Chercheurs dans le privé : la place des docteurs, *Connaissance de l'Emploi* n° 26, Centre d'Etudes de l'Emploi.

DUPUY, A., SMITS, W. (2010), How large is the compensating wage differential for R&D workers?, *Economics of Innovation and New Technology*, vol. 19, n° 5, pp. 423-436.

FERRARY, M. (2008), Strategic spin-off: a new incentive contract for managing R&D researchers, *Journal of Technology Transfer*, vol. 33, n° 6, pp. 600-618.

FOSS, N.J., LAURSEN, K. (2005), Performance pay, delegation and multitasking under uncertainty and innovativeness: an empirical investigation, *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 58, n° 2, pp. 246-276.

FOX, M.F., STEPHAN, P. (2001), Careers of young scientists: Preferences, Prospects and Realities by Gender and Field, *Social Studies of Science*, vol. 31, n° 1, pp. 109-122.

FRANZEN, A., HANGARTNER, D. (2006), Social Networks and Labour Market Outcomes: The Non-Monetary Benefits of Social Capital, *European Sociological Review*, vol. 22, n° 4, pp. 353-368.

FRASCATI MANUAL (2002), *Proposed Standard Practice for Surveys on Research and Experimental Development*, OCDE, Paris.

FREEMAN, R. (2006), Does Globalization of the scientific engineering workforce threaten U.S. economic Leadership?, Dans : JAFFE, A.B., LERNER, J., STERN, S. (eds), *Innovation Policy and the Economy, Volume 6*, pp.123-158.

FREY, B.S. (2007), Awards as compensation, *European Management Review*, vol. 4, n° 1, pp. 6-14.

FREY, B.S., NECKERMANN, S. (2008), Awards as incentive, Working Paper n° 334, Institute for Empirical Research in Economics, University of Zurich.

GAGO, J.M. (2004), *Europe needs more scientists. Report by the High Level Group on Increasing Human Resources for Science and Technology in Europe*, Brussels. European Commission.

GASTALDI, L., GILBERT, P. (2006), Le GRH des chercheurs : de nouvelles pratiques pour quelle pertinence ?, Cahier de recherche GREGOR n° 2006-04, Université Paris 1.

GASTALDI, L., GILBERT, P. (2009), Vers un modèle d'analyse des instruments de gestion des ressources humaines. Le cas de la double échelle scientifique et managériale , XVIII Congrès 2007 de l'Association Francophone de Gestion des Ressources Humaines « Outils, modes et modèles », Fribourg, Suisse.

GIRET, J.F., MOULLET, S., BEDUWE, C., FOURCADE, B. (2006), Les filières scientifiques et l'emploi, les dossiers Insertion Education et Sociétés n° 177, Ministère Education Nationale, Enseignement Supérieur Recherche.

GIRET, J.F., PERRET, C., RECOTILLET, I. (2007), Le recrutement des jeunes docteurs dans le secteur privé, *Revue d'Economie Industrielle*, n° 119, pp. 85-102.

GRAHAM, J., SMITH, S. (2005), Gender differences in employment and earnings in science and engineering in the US, *Economics of Education Reviews*, vol. 24, n° 3, pp. 341-354.

GRANOVETTER, M. (1983), The Strength of Weak Ties: A Network Theory Revisited, *Sociological Theory*, vol. 1, pp. 201-233.

GRANOVETTER, M. (1995), *Getting a job: A Study of Contacts and Careers*, Chicago: University of Chicago Press.

HAMILTON, B.H., NICKERSON, J.A. (2003), Correcting for endogeneity in strategic management research, *Strategic Organization*, vol. 1, n° 1, pp. 51-78.

HECKMAN, J.J., HONORE, B.E. (1990), The empirical content of the Roy model, *Econometrica*, vol. 58, n° 5, pp. 1121-1149.

HECKMAN, J.J., SEDLACEK, G. (1985), Heterogeneity, aggregation, and market wage functions: an empirical model of self-selection in the labor market, *The Journal of Political Economy*, vol. 93, n° 6, pp. 1077-1125.

HEYES, A. (2004), The economics of vocation or why is a badly paid nurse a good nurse?, *Journal of Health Economics*, vol. 24, n° 3, pp. 561-569.

HOFFMAN, K., PAREJO, M., BESSANT, J., PERREN, L. (1998), Small firms, R&D, technology and innovation in the UK: a literature review, *Technovation*, vol. 18, n° 1, pp. 39-55.

INDUSTRIE ET TECHNOLOGIES (2007), R&D industrielle : le 12<sup>ème</sup> palmarès des écoles d'ingénieurs, Octobre 2007.

JANSSON, S., BACKES-GELLNER, U. (2009), Skill Obsolescence, Vintage effects and changing tasks, *Applied Economics Quarterly*, vol. 55, n° 1, pp. 84-103.

KOENKER, R., HALLOCK, K. F. (2001), Quantile regression, *Journal of Economic Perspectives*, vol. 15, n° 4, pp. 143-156.

LAM, A. (2001), Changing R&D organisation and innovation: Developing the new generation of R&D knowledge workers, Dans : *The Contribution of European Socio-Economic Research to the Benchmarking of RTD Policies in Europe*, DGV, Brussels : European Commission.

LANCIANO-MORANDAT, C., NOHARA, H. (2002), Analyse sociétale des marchés du travail des scientifiques : premières réflexions sur la forme professionnelle d'hybridation entre la science et l'industrie, *Économies et Sociétés série « Socio-économie du travail »*, vol. 36, n° 8, pp. 1315-1348.

LASSIBILLE, G. (2001), Earnings distribution among Spanish engineers: research vs. non-research occupation, *Research Policy*, vol. 30, n° 4, pp. 673-680.

LAVOIE, M., FINNIE, R., (1998), The occupational dynamics of recent Canadian engineering graduates inside and outside the bounds of technology, *Research Policy*, vol. 27, n° 2, pp. 143-158.

LEE, H.F., MIOZZO, M., LAREDO, P. (2011), The labour market for science and engineering PhDs, Working Paper.

LEE, S.H., WONG, P.K., CHONG, C.L. (2005), Human and social capital explanations for R&D outcomes, *IEEE Transactions on Engineering Management*, vol. 52, n° 1, pp. 59-68.

LEUNG, P., SETBOONSARNG, S. STEFAN, A. (2008), Rice Contract Farming in Lao PDR: Moving from Subsistence to Commercial Agriculture, ADBI Discussion Paper n° 90, Asian Development Bank Institute.

LOKSIN, M., ZURAB, S. (2004), Maximum likelihood estimation of endogenous switching regression models, *Stata Journal*, vol. 4, n° 3, pp. 282-289.

LOWELL, B., SALZMAN, H. (2007), Into the eye of the storm: Assessing the evidence on science and engineering education, quality, and workforce demand, The Urban Institute, Washington DC.

MACHADO, J., MATA, J. (2005), Contrefactual decomposition of changes in wage distribution using quantile regression, *Journal of Applied Econometrics*, vol. 20, n° 4, pp. 445-465.

MADDALA, G.S. (1983), *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Economics*, Cambridge University Press.

MANGEMATIN, V. (2000), PhD job market: professional trajectories and incentives during the PhD, *Research Policy*, vol. 29, n° 6, pp. 741-756.

MANOLOPOULOS, D. (2006), What motives R&D professionals? Evidence from decentralized laboratories in Greece, *International Journal of Human Resource Management*, vol. 17, n° 4, pp. 616-647.

MASON, G., NOHARA, H. (2010), How well-rewarded is inter-firm mobility in the labour market for scientists and engineers? New evidence from the UK and France, *Economics of Innovation and New Technology*, vol. 19, n° 5, pp. 459-480.

MC DOWELL, J.M. (1982), Obsolescence of Knowledge and Career Publication Profiles: Some Evidence of Differences among Fields in Costs of Interrupted Careers, *Academic Economic Review*, vol. 72, n° 4, pp. 752-768.

MELLY, B. (2006), Estimation of counterfactual distributions using quantile regression, *Review of Labor Economics*, vol. 68, pp. 543-572.

- MELLY, B. (2007), Rqdeco: a stata module to decompose differences in distribution, mimeo, University of St Gallen, <http://www.alexandria.unisg.ch/Publikationen/40161>.
- MINCER, J. (1974), *Schooling, Experience and Earnings*, NBER, Columbia University Press New York and London.
- MISHAGINA N. (2008), Career Dynamics of Doctoral Scientists and Engineers, Working Paper, Economic Department, Queen's University.
- MOEN, J. (2005), Is mobility of technical personnel a source of R&D spillovers?, *Journal of Labor Economics*, vol. 23, n° 1, pp. 81-114.
- MONTGOMERY, J.D. (1991), Social Networks and Labor-Market Outcomes: Toward an Economic Analysis, *The American Economic Review*, vol. 81, n° 5, pp. 1408-1418.
- MURPHY, K.M., SHLEIFER, A., VISHNY, R.W. (1991), The allocation of talent: implication for growth, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 106, n° 2, pp. 503-530.
- NELSON, R., PHELPS, S. (1966), Investment in humans, technological diffusion and economic growth, *American Economic Review*, vol. 56, n° 2, pp. 69-75.
- NEUMAN, S., WEISS, A. (1995), On the effects of schooling vintage on experience-earnings profiles: theory and evidence, *European Economic Review*, vol. 39, n° 5, pp. 943-955.
- OAXACA, R. (1973), Male-female wage differentials in urban labor markets, *International Economic Review*, vol. 14, n° 3, pp. 693-709.
- OBSERVATOIRE DE L'EMPLOI SCIENTIFIQUE (2009), *État des lieux de l'emploi scientifique en France*, Rapport au Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche.
- OYER, P., SCHAEFER, S. (2010), Personnel Economics: Hiring and Incentives, Dans : Ashenfelter O. et Card D. (eds), *Handbook of Labor Economics*, vol. 4, Elsevier, pp. 1769-1823.
- PFEIFFER, F. (1999), Labour market specialisation and earnings of engineers and scientists in Germany, Dans : OCDE (eds), *Mobilising Human Resources for Innovation. Proceedings from the OECD, Workshop on Science and Technology Labour Markets*, 17 May, Paris, pp. 77-90.
- PRESTON, A. (2004), *Leaving science: occupational exit from scientific careers*, New York, NY: Russell Sage Foundation.
- RAMIREZ, J.V. (2002), Age and schooling vintage effects on earnings profiles in Switzerland, Dans : DE GRIP, A., VAN LOO, J., MAYHEW, K. (eds), *The economics of skills obsolescence (Research in Labor Economics*, vol. 21), pp. 83-99.

REBICK, M.E. (2000), The importance of networks in the market for university graduates in Japan: a longitudinal analysis of hiring patterns, *Oxford Economic Paper*, vol. 52, n° 3, pp. 471-496.

RECOTILLET, I. (2007), PhD Graduates With Post-Doctoral Qualification in the Private Sector: Does it Pay Off?, *Labour*, vol. 21, n° 3, pp. 473-502.

REEVE, J. (1983), The five-year accounting program as a quality signal, *The Accounting Review*, vol. 58, n° 3, pp. 639-646.

ROACH, M., SAUERMAN, H. (2010), A taste for science? PhD scientists' academic orientation and self selection into research careers in industry, *Research Policy*, vol. 39, n° 3, pp. 422-434.

ROBERTS GARETH (2002), *"Set for success": The supply of people with science, technology, engineering and mathematics skills*, HM Treasury, London.

ROSEN, S. (1975), Measuring the obsolescence of knowledge, Dans : JUSTER, F.T. (eds), *Education, Income and Human Behavior*, New York, Carnegie Foundation for the Advancement of Teaching & National Bureau of Economic Research, pp.199-232.

ROSEN, S. (1981), The economics of superstars, *American Economic Review*, vol. 71, n° 5, pp. 845-858.

ROTHWELL, R., DODGSON, M. (1991), External linkages and innovation in small and medium-sized enterprises, *R&D management*, vol. 21, n° 2, pp. 125-137.

ROY, A.D. (1951), Some Thoughts on the distribution of earnings, *Oxford Economic*, vol. 3, n° 2, pp. 135-146.

RYOO, J., ROSEN, S. (2004), The engineering labor market, *Journal of Political Economy*, vol. 112, n° 1, pp. 110-140.

SALONER, G. (1985) Old Boy Networks as Screening Mechanisms, *Journal of Labor Economics*, vol. 3, n° 3, pp. 255-267.

SAUERMAN, H., COHEN, W. (2010), What makes them tick? Employee Motives and Industrial Innovation, *Management Science*, vol. 56, n° 12, pp. 2134-2153.

SCHMIDT, T. (2010), Absorptive Capacity-One size fits all? A firm-level analysis of absorptive capacity for different kinds of knowledge, *Managerial and Decision Economics*, vol. 31, n° 1, pp. 1-18.

SIMON, C.J., WARNER, J.T. (1992), Matchmaker, Matchmarker: the effect of old boy networks on job match quality, earning and tenure, *Journal of Labor Economics*, vol. 10, n° 3, pp. 306-330.

SPENCE, A.M. (1973), Job market signaling, *Quarterly Journal of Economics*, vol. 90 n° 3, pp. 355-374.

STERN, S. (2004), Do scientists pay to be scientists?, *Management Science*, vol. 50, n° 6, pp. 835-853.

TOPEL, R. (1991), Specific capital, mobility, and wages: wages rises with seniority?, *Journal of Political Economy*, vol. 99, n° 1, pp. 145-176.

VINDING, A. (2001), Absorptive capacity and innovative performance: a human capital approach, présenté à la Druid Winter Conference (vol.II.), 18-20 Janvier.

WEISS, A. (1980), Job queues and layoffs in labor markets with flexible wages, *Journal of Political Economy*, vol. 88, n° 3, pp. 526-538.

WOLPIN, K. (1992), The determinants of black-white differences in early employment careers: search, layoffs, quits and endogenous wage growth, *Journal of Political Economy*, vol. 100, n° 3, pp. 535-560.

WOZNIAK, G. (1987), Human Capital, information, and the early adoption of new technology, *The journal of Human Resources*, vol. 22, n° 1, pp. 101-112.

ZENGER, T.R. (1994), Explaining Organizational Diseconomies of Scale in R&D: Agency Problems and the Allocation of Engineering Talent, Ideas, and Effort by Firm Size, *Management Science*, vol. 40, n° 6, pp. 708-729.

ZENGER, T.R., LAZZARINI, S.G. (2004), Compensating for innovation: Do small firms offer higher-powered incentives that lure talent and motive effort, *Managerial and Decision Economics*, vol. 25, n° 6-7, pp. 329-345.

**ANNEXES CHAPITRE I**



Annexe A : Définition des activités de R&D

Les diplômés considérés comme travaillant dans la R&D sont ceux ayant les PCS suivantes :

342E : Chercheurs de la recherche publique

383A : Ingénieurs et cadres d'étude recherche et développement en électricité électronique

384A : Ingénieurs et cadres d'étude recherche et développement en mécanique et travail des métaux

385A : Ingénieurs et cadres d'étude recherche et développement des industries de transformation (agroalimentaire, chimie, métallurgie, matériaux lourds)

386A : Ingénieurs et cadres d'étude recherche et développement des autres industries

474B : Techniciens de recherche-développement et des méthodes de fabrication en construction mécanique et travail des métaux

475A : Techniciens de recherche-développement et des méthodes de production des industries de transformation

479A : Techniciens des laboratoires de recherche publique ou de l'enseignement

625B : Ouvriers qualifiés et agents qualifiés de laboratoire : agroalimentaire chimie biologie pharmacie.

Annexe B : CIFRE définition

Le Ministère chargé de la recherche a confié à l'ANRT la mise en œuvre du dispositif CIFRE. Son objectif est de favoriser le développement de la recherche partenariale publique-privée et de placer les doctorants dans des conditions d'emploi. Il repose sur l'association de quatre acteurs :

**L'entreprise** recrute en CDI ou CDD (articles D. 1242-3 & 6 du code du travail) un diplômé de niveau M à qui elle confie une mission de recherche stratégique pour son développement socio-économique. Le salaire d'embauche ne peut être inférieur à 23 484 € annuel brut. Les travaux constitueront l'objet de la thèse du salarié-doctorant.

**Le laboratoire de recherche académique** encadre les travaux du salarié-doctorant, à ce titre ce dernier est inscrit dans l'école doctorale de rattachement du laboratoire.

**Le doctorant** consacre 100 % de son temps (qui peut être partagé entre l'entreprise et le laboratoire académique) à ses travaux de recherche. Il bénéficie d'une double formation académique et professionnelle.

**L'ANRT** contracte avec l'entreprise une Convention industrielle de formation par la recherche (CIFRE) sur la base de laquelle une subvention est versée à l'entreprise. En 2010, c'est-à-dire pour les dossiers portant les numéros 2010/xxxx, la subvention annuelle est portée à 14 000 € (non assujettie à la TVA).

A cette subvention s'ajoute le crédit d'impôt recherche (CIR), calculé sur la part non subventionnée des coûts complets, et qui permet à l'entreprise de percevoir une somme annuelle d'au moins 10 595 €. Le subventionnement est alors de 50 % sur coût complet.

*Source : Association Nationale Recherche Technologie*

## Annexe C : Statistiques descriptives

Tableau 13 : Statistiques descriptives : Ensemble des Diplômés en Sciences à Bac + 5

<b><u>Variables</u></b>	Secteur Recherche	Secteur hors recherche	Ensemble
<b><u>Diplôme</u></b>			
Master sciences	16,5	36,0	29,9
Ecole d'ingénieurs	40,0	50,5	52,9
<b><u>Docteurs :</u></b>			
cursus école d'ingénieurs	14,7	3,1	6,7
cursus universitaire	28,9	10,3	16,2
<b><u>Genre</u></b>			
Homme	71,3	74,6	73,6
Femme	28,7	25,4	26,4
<b><u>Discipline</u></b>			
Sciences naturelles	15,9	8,3	10,7
Chimie	13,4	7,1	9,1
Maths- physique-Informatique	19,9	28,3	25,6
Technologie	19,3	18,7	18,9
Mécanique	20,1	14,0	15,9
Agronomie	4,8	8,1	7,1
Autre sciences de l'ingénierie	6,7	15,5	12,7
<b><u>Embauche</u></b>			
Par une candidature spontanée	11,9	15,7	14,5
Par un organisme	8,4	8,7	8,6
Par une de vos relations	28,2	25,8	26,6
Par une petite annonce	23,9	24,6	24,4
Votre établissement de formation	15,5	8,0	9,3
Autres	16,8	17,2	16,7
<b><u>Projet lors de l'année du bac</u></b>			
Travailler dans la recherche	11,5	4,5	6,7
Devenir Ingénieur	21,8	13,0	15,7
Travailler dans le domaine de la science	17,0	11,1	13,0
Travailler dans l'informatique	3,4	14,9	11,2
autre Projet	30,8	35,2	33,8
Aucun projet	15,7	21,4	19,6

Tableau 14 : Statistiques descriptives : Docteurs

<b>Variables</b>	Secteur recherche	Secteur hors recherche	Ensemble
<b><u>Diplôme</u></b>			
cursus en école d'ingénieurs	33,6	23,3	29,6
cursus universitaire	66,3	76,6	70,4
<b><u>Genre</u></b>			
Homme	65,9	77,4	70,4
Femme	34,1	22,6	29,6
<b><u>Financement</u></b>			
Cifre	27,9	13,9	22,3
<b><u>Discipline</u></b>			
Sciences naturelles	26,4	21,9	24,6
Chimie	20,2	13,9	17,7
Maths- Physique-Informatique	30,3	43,8	35,7
Sciences de l'ingénierie	23,1	20,4	22,0
<b><u>Projet professionnel lors du doctorat</u></b>			
Travailler dans la recherche publique	37	37,2	37,1
<b><u>Stage</u></b>			
	39,4	35,8	38
<b><u>Post-Doctorat</u></b>			
	40,9	24,8	34,5
<b><u>Embauche</u></b>			
Par une candidature spontanée	9,1	11,7	10,1
Par un organisme	5,8	11,7	8,1
Par une de vos relations	34,6	35,0	34,8
Par une petite annonce	24,0	24,8	24,3
Votre établissement de formation	13,9	5,1	10,4
Autres	12,5	11,7	12,2
<b><u>Projet lors de l'année du bac</u></b>			
Travailler dans la recherche ou dans la Science	46,6	37,9	43,2
Devenir Ingénieur	13,0	7,3	10,7
Travailler dans l'informatique	2,9	10,9	6,1
autre Projet	22,1	26,3	23,8
Aucun projet	15,4	17,5	16,2

Tableau 15 : Statistiques descriptives : Diplômés d'écoles d'ingénieurs

<b><u>Variables</u></b>	Secteur recherche	Secteur hors recherche	Ensemble
<b><u>Genre</u></b>			
Homme	79,0	76,2	77,0
<b><u>Discipline</u></b>			
Sciences naturelles-chimie	8,9	5,9	6,7
Agroalimentaire	9,4	13,0	12,0
Maths- physique-Informatique	4,7	18,2	14,6
Technologie	26,7	25,0	25,5
Mécanique	38,2	22,0	26,3
Autres sciences de l'ingénierie	12,0	15,9	14,8
<b><u>Embauche</u></b>			
Par une candidature spontanée	13,1	15,1	14,6
Par un organisme	12,0	7,8	9,0
Par une de vos relations	20,9	22,9	22,4
Par une petite annonce	24,6	26,2	25,8
Votre établissement de formation	11,5	8,6	9,4
Autres	17,8	19,3	18,9
<b><u>Projet lors de l'année du bac</u></b>			
Travailler dans la recherche ou dans la science	9,9	10,5	10,4
Devenir Ingénieurs	35,6	20,1	24,2
Travailler dans l'informatique	3,7	14,0	11,2
autre Projet	36,1	34,8	35,2
Aucun projet	14,7	20,7	19,0

## Annexe D : Résultats des modèles « mover-stayer »

Tableau 16 : Estimation pour l'ensemble des diplômés

	Fonctions de gains		Equation de sélection
	R&D	HR&D	Variable dépendante : recherche
Constante	7,066***	7,162***	-1,018***
<b>Diplôme</b>			
<i>réf, Master sciences</i>			
Ecole d'ingénieurs	0,119***	0,106***	0,171*
Docteurs:			
Cursus école d'ingénieurs	0,398***	0,221***	1,257***
Cursus universitaire - stage en entreprise - Pas de stage en entreprise	0,306***	0,094***	0,981***
<b>Homme</b>	0,044*	0,120***	-0,016
<b>Discipline</b>			
<i>réf, technologie</i>			
Chimie	-0,042	0,013	0,076
Maths- Physiques- Informatique	-0,053	-0,003	-0,407***
Sciences naturelles	-0,023	-0,051	0,063
Mécanique	0,019	-0,002	0,200*
Agronomie	-0,113**	-0,113***	-0,349**
Autres science de l'ingénierie	-0,101**	-0,059**	-0,545***
<b>Nombre de mois en emploi</b>	0,008***	0,012***	
<b>Moyens utilisés</b>			
<i>réf, Par relations</i>			
Par un organisme	-0,017	-0,026	-0,004
Par une candidature spontanée	-0,040	0,027	-0,080
Par une petite annonce	-0,039	0,004	-0,054
Établissement de formation	0,036	0,019	0,297**
Autre	0,013	-0,008	0,001
<b>Projet souhaité l'année du bac</b>			
<i>réf, Aucun projet</i>			
Recherche-Sciences			0,238**
Ingénieur			0,253**
Informatique			-0,584***
Autre projet			0,156*
$\sigma_1$	0,287***		
$\sigma_0$		0,249***	
$\rho_1$	0,842***		
$\rho_0$		0,022	
Test de Wald Prob>Chi-2	0,000		
N	1513		

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 17 : Modèle avec interaction

	Fonctions de gains modèle avec interaction		Equation de sélection : modèle avec interaction	Estimation par les MCO
	R&D	HR&D	Variable dépendante : recherche	Ln (salaire)
Constante	7,06***	7,163***	-1,029***	7,237***
R&D				<b>0,022</b>
<b>Diplôme</b>				
<i>réf, Master sciences</i>				
Ecole d'ingénieurs	0,119***	0,106***	0,172*	0,101***
Docteurs :				
Cursus école d'ingénieurs	0,398***	0,222***	1,260***	0,190***
Cursus universitaire - stage en entreprise - Pas de stage en entreprise	0,359*** 0,257***	0,154*** 0,058	1,126*** 0,867***	0,169*** 0,084***
<b>Homme</b>	0,048*	0,120***	-0,012	0,097***
<b>Discipline</b>				
<i>réf, technologie</i>				
Chimie	-0,044	0,011	0,069	-0,016
Maths- Physiques- Informatique	-0,053	-0,004	-0,41***	-0,002
Sciences naturelles	-0,008	-0,048	0,069	-0,030
Mécanique	0,023	-0,003	0,205*	-0,013
Agronomie	-0,107*	-0,113***	-0,342**	-0,101***
Autres science de l'ingénierie	-0,098**	-0,061**	-0,545***	0,054**
<b>Nombre de mois en emploi</b>	0,008***	0,012***	0,008	0,010***
<b>Moyens utilisés</b>				
<i>réf, Par relations</i>				
Par un organisme	-0,019	-0,027	-0,007	-0,026
Par une candidature spontanée	-0,037	0,026	-0,078	0,010
Par une petite annonce	-0,039	0,005	-0,052	-0,009
Établissement de formation	0,040	0,020	0,305**	0,014
Autre	0,011	-0,008	0,001	-0,004
<b>Projet souhaité l'année du bac</b>				
<i>réf, Aucun projet</i>				
Recherche-Sciences			0,237**	
Ingénieur			0,250**	
Informatique			-0,581***	
Autre projet			0,156*	
$\sigma_1$	0,286***			
$\sigma_0$		0,248***		
$\rho_1$	0,843***			
$\rho_0$		0,026		
Test de Wald Prob>Chi-2	0,0000			
R <sup>2</sup>				0,184
N	1513			

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 18 : Estimations pour les docteurs

	Fonctions de gains		Equation de sélection	Estimation par les MCO
	Recherche	Non recherche	Variable dépendante : recherche	Ln (salaire)
Constante	7,367***	7,687***	-0,299	7,509***
<b>R&amp;D</b>				<b>0,046</b>
<b>Cursus antérieur</b>				
<i>réf, cursus universitaire</i>				
Ecole d'ingénieurs	0,028	0,109*	0,256	0,025
<b>Homme</b>	0,011	0,061	-0,393**	0,064**
<b>Financement lors du doctorat</b>				
<i>réf autre financement</i>				
Cifre	0,183***	0,220***	0,842***	0,088**
<b>Discipline</b>				
<i>réf, science de l'ingénierie</i>				
Chimie	0,053	-0,044	0,146	-0,012
Maths- Physiques-Informatique	0,009	0,004	-0,319	0,051
Sciences naturelles	0,077	0,011	0,195	0,034
<b>Stage</b>	0,092**	0,139**	0,418**	0,067**
<b>Nombre de mois en emploi</b>	0,007***	0,009***	0,014	0,006***
<b>Moyens utilisés</b>				
<i>Réf, Par relations</i>				
Par un organisme	-0,110	-0,165*	-0,345	-0,074
Par une candidature spontanée	-0,049	-0,021	-0,234	-0,006
Par une petite annonce	-0,012	-0,055	0,062	-0,026
Établissement de formation	0,015	0,298***	0,356	0,033
Autre	0,088	-0,041	0,011	0,042
<b>Projet professionnel lors du doctorat</b>				
<i>Réf, Travailler dans le privé</i>				
Travailler dans la recherche publique	-0,072*	-0,094*	0,203	-0,114***
<b>Stage Post-Doctorat</b>			0,363***	
<b>Projet souhaité l'année du bac</b>				
<i>réf, Autre projet</i>				
Recherche-Science			0,249**	
Aucun projet			0,078	
$\sigma_1$	0,265**			
$\sigma_0$		0,302***		
$\rho_1$	0,768***			
$\rho_0$		0,829***		
Test de Wald Prob>chi-2	0,0156			
R <sup>2</sup>				0,163
N			345	

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.



Tableau 19 : Estimations pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs

	Fonction de gains		Equation de sélection	MCO
	Recherche	Non recherche	Variable dépendante : recherche	
Constante	7,066***	7,093***	-0,948***	7,223***
<b>R&amp;D</b>				<b>-0,006</b>
<b>Homme</b>	0,037	0,093***	0,076	0,083***
<b>Discipline</b>				
<i>réf, technologie</i>				
Maths- Physiques-Informatique	-0,085	0,100**	-0,548***	0,146
agro-alimentaire	-0,058	-0,067	-0,230	-0,095***
Autre Science de l'ingénierie	0,001	0,001	-,0173	-0,021
Mécanique	0,042	-0,034	0,273*	-0,003
Sciences naturelles-chimie	-0,015	-0,037	0,194	-0,017
<b>nombre de mois en emploi</b>	0,011***	0,014***	0,001	0,014***
<b>Moyen utilisé</b>				
<i>réf, Par relations</i>				
Par un organisme	0,097*	-0,068	0,328*	0,014
Par une candidature spontanée	-0,016	0,064	-0,071	0,038
Par une petite annonce	0,010	0,003	0,026	-0,004
Par l'établissement de formation	0,019	-0,060	0,267	-0,018
Autre	0,018	-0,016	0,024	-0,008
<b>Autre diplômé que celui d'ingénieur</b>	0,022	0,039	-0,202	0,036
<b>Ecole prestigieuse</b>	0,180***	0,092*	0,113	0,144***
<b>Ecole R&amp;D</b>	0,084**	-0,025	0,306**	0,032
<b>Projet souhaité après le bac</b>				
<i>réf, Aucun projet</i>				
Recherche- Science			0,374**	
Ingénieur			0,297**	
Informatique			-0,186	
Autre projet			0,221*	
$\sigma_1$	0,240***			
$\sigma_0$		0,313***		
$\rho_1$	0,836***			
$\rho_0$		-0,889***		
Test de Wald P>Chi-2	0,000			
R <sup>2</sup>				0,164
N	714			

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

## Annexe E : Résultats des fonctions de gains par les MCO

Tableau 20 : Résultats des fonctions de gains par MCO

Variable dépendante : log du revenu annuel	MCO			
(Constant)	10,5**	10,36**	10,23**	10,15**
<b>R&amp;D</b>	<b>-0,095**</b>	<b>-0,089**</b>	<b>-0,085**</b>	<b>-0,052**</b>
Homme	0,24**	0,24**	0,16**	0,09**
Ecoles prestigieuses	0,20**	0,16**	0,14**	0,13**
Diplôme scientifique	-0,01*	-0,02	-0,00	0,01
Doctorat	0,07**	0,08**	0,06**	0,04**
Diplôme en management	0,24**	0,22**	0,18**	0,11**
Discipline du diplôme (ref. Autre)				
Agroalimentaire	0,02	0,04*	0,00	-0,04**
Chimie	0,13**	0,11**	0,06**	0,04**
Électrotechnique	0,13**	0,09**	0,02	-0,04**
Électronique	0,04*	-0,01	-0,00	-0,04**
Génie civil	0,17**	0,15**	0,11**	0,05**
Mécanique	0,05**	0,02	0,02	-0,00
Physique	0,03	0,01	0,02	-0,04**
Généraliste	0,13**	0,09**	0,08**	0,04**
Région parisiennes		0,12**	0,13**	0,13**
Taille de l'entreprise (réf. - de 20 salariés)				
De 20 à 499 salariés		0,09**	0,06**	0,06**
De 500 à 1999 salariés		0,15**	0,08**	0,08**
+ de 2000 salariés		0,21**	0,10**	0,12**
Ancienneté			0,05**	0,05**
Ancienneté au carré			-0,00**	-0,00**
Expérience				0,05**
Expérience au carré				-0,00**
R <sup>2</sup> ajusté	0,12	0,16	0,42	0,66
N	15790	15790	15790	15790

Note : \*\* significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, † significatif à 10 %

## Annexe F : Résultats des fonctions de gains par régression par quantile

Tableau 21 : Résultats des fonctions de gains par régression par quantile

Variable dépendante : log du revenu annuel	$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
(Constante)	9,96**	10,06**	10,15**	10,27**	10,38**
<b>R&amp;D</b>	<b>-0,01 †</b>	<b>-0,01**</b>	<b>-0,03**</b>	<b>-0,06**</b>	<b>-0,08**</b>
Homme	0,07**	0,06**	0,06**	0,08**	0,08**
Ecoles prestigieuses	0,09**	0,09**	0,11**	0,14**	0,19**
Second diplôme scientifique	-0,01	0,00	0,01**	0,01	0,02
Doctorat	-0,01	0,03**	0,05**	0,08**	0,09**
Diplôme. management	0,06**	0,07**	0,09**	0,13**	0,16**
Discipline ( <i>réf.</i> Autre)					
Agro.	-0,07**	-0,04**	-0,02	-0,05**	-0,07 †
Chimie	0,06**	0,05**	0,06**	0,02	-0,02
Electrotech.	0,00	-0,00	-0,02	-0,07**	-0,09**
Électronique	0,01	0,00	-0,00	-0,06**	-0,09**
Génie civil	0,08**	0,07**	0,06**	0,01	-0,01
Mécanique	0,05**	0,03**	0,02	-0,03*	-0,07*
Physique	0,02	0,01	-0,00	-0,04*	-0,07*
Généraliste	0,08**	0,07**	0,07**	0,02	-0,02
Région parisienne	0,11**	0,11**	0,10**	0,12**	0,13**
Taille ent. ( <i>réf.</i> - de 20 salariés)					
20 à 499	0,08**	0,06**	0,04**	0,02 †	0,01
De 500 à 1999	0,10**	0,08**	0,05**	0,03*	0,02
+ de 2000 salariés	0,14**	0,12**	0,09**	0,07**	0,07**
Ancienneté	0,04**	0,05**	0,05**	0,06**	0,07**
Ancienneté au carré	-0,00**	-0,00**	-0,00	-0,00**	-0,00**
Expérience	0,05**	0,05**	0,05**	0,06**	0,07**
Expérience au carré	-0,00**	-0,00**	-0,00	-0,00	-0,00**
Pseudo R <sup>2</sup>	0,38	0,43	0,47	0,48	0,47
N	15790				

Notes : \*\* significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, † significatif à 10 %. Erreur standard par bootstrapping : replication 500 fois.

Tableau 22: Régression par quantile pour le secteur recherche

Variable dépendante : log du revenu annuel	MCO	$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
Constante	10,17**	10,01**	10,08**	10,18**	10,23**	10,35**
Homme	0,05**	0,039*	0,028**	0,029**	0,042**	0,048*
Ecoles prestigieuses	0,09**	0,07**	0,068**	0,084**	0,101**	0,145**
Second diplôme scientifique	0,00	-0,024	0,01	0,024**	0,024 †	-0,00
Doctorat	0,05**	-0,015	0,025	0,052**	0,07**	0,138**
Diplôme. management	0,10**	0,076*	0,044**	0,05*	0,077	0,115*
Discipline ( <i>réf.</i> Autre)						
Agro.	-0,02	-0,08*	-0,065*	-0,03	0,01	0,034
Chimie	0,05*	0,038	0,039	0,057*	0,074*	0,031
Electrotech.	-0,01	-0,00	0,001	-0,01	-0,00	-0,055
Électronique	0,00	-0,02	-0,002	-0,00	0,022	0,001
Génie civil	0,07 †	0,049	0,046	0,02	0,058	0,017
Mécanique	0,01	-0,01	-0,00	0,01	0,035	0,011
Physique	-0,03	-0,038	-0,014	0,01	0,013	-0,011
Généraliste	0,05 †	0,022	0,047*	0,04 †	0,06 †	0,037
Région parisiennes	0,082**	0,086**	0,071**	0,073**	0,063**	0,081**
Taille ent. ( <i>réf.</i> - de 20 salariés)						
20 à 499	0,04*	0,084**	0,078**	0,039*	0,032	-0,005
De 500 à 1999	0,07**	0,151**	0,115**	0,064**	0,036	-0,015
+ de 2000 salariés	0,12**	0,196**	0,169**	0,113**	0,078*	0,049
Ancienneté	0,051**	0,045**	0,048**	0,052**	0,057**	0,062**
Ancienneté au carré	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**
Expérience	0,05**	0,043**	0,045**	0,048**	0,055**	0,063**
Expérience au carré	-0,00	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00*	-0,00
Pseudo R <sup>2</sup>	0,68	0,40	0,44	0,48	0,50	0,50
N	2489					

Notes : \*\* significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, † significatif à 10 %. Erreur standard par bootstrapping : réplifications 500 fois.

Tableau 23 : Régression par quantile pour le secteur hors recherche

Variable dépendante : log du revenu annuel	MCO	$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
Constante	10,14**	9,95**	10,04**	10,14**	10,26**	10,34**
Homme	0,10**	0,08**	0,07**	0,07**	0,09**	0,09**
Ecoles prestigieuses	0,14**	0,10**	0,10**	0,12**	0,15**	0,195**
Second diplôme scientifique	0,001	0,002	0,00	0,01 †	0,01	0,03*
Doctorat	0,02	-0,00	0,03 †	0,04*	0,05	0,03
Diplôme. management	0,10**	0,07**	0,08**	0,09**	0,13**	0,15**
Discipline (réf. Autre)						
Agro.	-0,05**	-0,06**	-0,04*	-0,01	-0,06**	-0,07*
Chimie	0,03*	0,06**	0,05**	0,06**	0,01	-0,01
Electrotech.	-0,04**	0,01	-0,00	-0,02	-0,08**	-0,06 †
Électronique	-0,04**	0,02	0,00	-0,00	-0,07**	-0,09**
Génie civil	0,05**	0,09**	0,07**	0,06**	0,00	-0,001
Mécanique	-0,00	0,05**	0,03**	0,02	-0,04*	-0,07**
Physique	-0,03*	0,03 †	0,02 †	-0,01	-0,05*	-0,05 †
Généraliste	0,05 **	0,09**	0,07**	0,07**	0,02	-0,005
Région parisienne	0,14**	0,12**	0,115**	0,111**	0,127**	0,152**
Taille ent. (réf. - de 20 salariés)						
20 à 499	0,06**	0,076**	0,063**	0,047**	0,023 †	0,018
De 500 à 1999	0,08**	0,095**	0,081**	0,056**	0,032*	0,032
+ de 2000 salariés	0,12**	0,13**	0,117**	0,095**	0,073**	0,07**
Ancienneté	0,052**	0,044**	0,047**	0,054**	0,061**	0,074**
Ancienneté au carré	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**
Expérience	0,055**	0,046**	0,049**	0,054**	0,064**	0,073**
Expérience au carré	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**	-0,00**
Pseudo R <sup>2</sup>	0,66	0,38	0,43	0,46	0,47	0,46
N	13301					

Note : \*\* significatif à 1 %, \* significatif à 5 %, † significatif à 10 %. Erreur standard par bootstrapping : répliquions 500 fois.

**CHAPITRE II :  
LES INCITATIONS A  
L'INNOVATION DANS LE SECTEUR PRIVÉ**

## **1. Introduction**

L'innovation est devenue un facteur stratégique de croissance que ce soit au niveau des entreprises ou du pays. En effet, l'innovation est aujourd'hui considérée comme une des principales sources de croissance économique pour un pays (Jones, 2005). Au niveau des entreprises, l'innovation permet notamment de bénéficier d'un avantage compétitif. Le rapport publié par le National Scientific Board en 2010 intitulé « Science and Engineering Indicators » montre une diminution importante de nombre de brevets déposés par l'Union européenne alors que les pays asiatiques connaissent un accroissement important. Au sein de l'Union européenne, il existe également des disparités très importantes. La France dépose en moyenne trois fois moins de brevets triadiques<sup>31</sup> que l'Allemagne. Face à cette concurrence, la question des incitations à l'innovation en France est primordiale.

La plupart des études analysent l'innovation au niveau de l'entreprise. Pourtant, Rothaermel et Hess (2007) montrent que l'hétérogénéité des performances innovatrices entre les entreprises provient majoritairement des différences dans le capital humain intellectuel de celles-ci. Il est donc primordial de s'interroger sur les incitations à l'innovation au sein des entreprises d'autant plus que le système de rémunérations des inventeurs salariés est actuellement remis en cause. Nous pouvons souligner que 90 % des inventions brevetées sont le fait d'inventeurs salariés. En 2008, une étude de l'Institut Nationale de la Propriété Intellectuelle (INPI) sur les inventeurs salariés révélait qu'au moins un tiers des entreprises françaises ne versaient pas de prime à leurs inventeurs salariés. Suite à cette étude, un projet de loi a été mis en place pour une meilleure reconnaissance des inventeurs.

Les études récentes se sont plus particulièrement intéressées aux motivations des ingénieurs à inventer. Elles montrent que les inventeurs présentent une forte motivation intrinsèque, telle que le « challenge intellectuel » ou encore le « désir d'améliorer l'existence » (Sauermann et Cohen, 2010). Par contre, peu d'études ont analysé le type d'incitations mis en place pour les inventeurs au sein des entreprises. Tout d'abord, nous pouvons nous interroger sur la rentabilité pour un ingénieur de devenir inventeur<sup>32</sup> ? D'autre part, les inventeurs connaissent une mobilité inter-entreprise importante (Trajtenberg, 2005). Une stratégie possible des entreprises est, en effet, d'attirer les inventeurs de leurs concurrents

---

<sup>31</sup> Un brevet est dit triadique si l'invention qu'elle désigne a fait l'objet d'une demande de brevet auprès de l'Office Européen des Brevets, de l'Office Japonais des Brevets et de l'émission d'un titre de propriété à l'United States Patent and Trade Mark Office.

<sup>32</sup> Nous appelons inventeur tout ingénieur ayant déposé un brevet.

afin de bénéficier de leurs connaissances, de leurs savoirs. Les entreprises ont donc tout intérêt à mettre en place des incitations afin de retenir leurs chercheurs les plus productifs et, plus globalement, protéger leur capital humain intellectuel.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons les types d'incitations proposés dans la littérature économique, notamment dans le cadre de la théorie de l'agence, et l'appliquons au cas spécifique des inventeurs. De la littérature ressort plus particulièrement deux types d'incitations monétaires pour les inventeurs qui sont le salaire et la détention de stock-options.

A partir des données de l'enquête du Conseil National des Ingénieurs et Scientifiques de France (CNISF), nous testons empiriquement dans quelle mesure ce type d'incitations est utilisé par les entreprises pour leurs inventeurs. La stratégie empirique utilisée est l'appariement sur score de propension. Nous portons une attention particulière à la mobilité inter-entreprise de ces derniers. En effet, lorsqu'un inventeur quitte l'entreprise, cela représente une perte importante pour celle-ci. Nous cherchons donc à déterminer le type d'incitations mis en place par les entreprises afin de les retenir. D'autre part, les politiques d'innovation pouvant être très différentes entre les PME et les grandes entreprises, nous analysons dans quelles mesures les incitations offertes à leurs inventeurs peuvent différer. Enfin, nous comparons le système d'incitation mis en place en France par rapport à celui d'autres pays industriels.

## **2. La théorie de l'agence appliquée aux inventeurs**

Les travailleurs de la connaissance sont la principale source d'innovation au sein des entreprises. La question de la productivité et des incitations des travailleurs de la connaissance est donc primordiale. Selon Osterloh (2005), cela entraîne un profond changement dans le management des ressources humaines. En effet, les ingénieurs et plus particulièrement les inventeurs présentent certaines spécificités qu'il s'agit de prendre en compte dans la mise en place d'incitations.

Tout d'abord, il est très difficile pour l'employeur de juger de l'effort fourni par l'ingénieur à innover. D'une part, observer le comportement de l'ingénieur offre peu



d'informations sur l'effort qu'il fournit puisque son travail est principalement cognitif. Par ailleurs, même si cet effort était observable, le manager peut difficilement apprécier si le comportement de l'ingénieur contribue ou non au succès de l'innovation (Zenger, 1994). En effet, les employés en R&D sont fréquemment plus experts que les managers dans leur travail (Sauermann et Cohen, 2010). Il est, par conséquent, difficile pour l'employeur de mesurer la performance du chercheur. L'activité de recherche n'entraîne pas forcément des rendements immédiats (Lacetera et Zirulia, 2008). Un projet de recherche peut tout à fait échouer alors que le chercheur a fourni un effort important. Néanmoins, un indicateur possible de productivité peut être le fait de déposer un brevet, soit devenir inventeur.

Les chercheurs ne développent pas uniquement des connaissances spécifiques à l'entreprise, mais également une forme de capital intellectuel qu'ils peuvent faire valoriser au sein d'autres entreprises (Gibbs, Levenson, 2002). Cet aléa moral est d'autant plus important pour l'entreprise lorsque l'ingénieur devient inventeur. D'une part, les inventeurs peuvent être incités à exploiter leur résultat de recherche en rejoignant une entreprise concurrente (Moen, 2005). D'autre part, le brevet peut être perçu comme un signal des capacités et de la productivité du scientifique (Toivanen et Väänänen, 2011). Les inventeurs peuvent donc faire valoriser leur portfolio de brevets sur le marché du travail et recevoir des offres de travail attractives de la part d'autres entreprises. La perte d'un chercheur productif peut donc s'avérer très coûteuse pour l'entreprise, d'autant plus si l'inventeur rejoint une entreprise concurrente. Il semble que les inventeurs connaissent une mobilité inter-entreprise relativement importante. Dans l'étude de Trajtenberg (2005), 33 % des inventeurs américains ont connu une mobilité. Un autre risque pour l'entreprise est que l'inventeur ne révèle pas ses résultats de recherche et les exploite en créant sa propre entreprise (Ferrary, 2008). Dans les deux cas, l'entreprise perd son investissement de R&D.

Afin d'analyser quels types d'incitations peuvent être mis en place, la théorie de l'agence peut être mobilisée. Celle-ci s'applique à partir du moment où le principal et l'agent ont des désirs et des buts divergents et que le principal ne peut vérifier le comportement de l'agent (Eisenhardt, 1989). Dans le cas des inventeurs, l'employeur fait face à un premier aléa moral qui est l'observation de l'effort de l'employé, d'autant que selon Holmstrom (1979) plus la tâche demandée à l'employé concerne des connaissances très spécialisées, plus le hasard moral est significatif. Le second aléa moral correspond au risque de mobilité de l'inventeur dans une autre entreprise.

Dans le but de réduire l'aléa moral, deux solutions s'offrent au principal : contrôler le comportement de l'agent ou/et mettre en place des incitations pour que l'agent ait le comportement désiré. Nous développons uniquement la seconde possibilité, soit l'instauration d'incitations. En effet, nous nous intéressons ici au personnel hautement qualifié. Or, lorsque le travail de l'agent demande une autonomie et une indépendance importantes ainsi que des compétences très spécialisées, il peut s'avérer difficile et coûteux pour le principal de contrôler le comportement de l'agent. Le principal aura donc tendance à mettre en place principalement des incitations pour que l'agent se conforme à ses exigences (Tosi et Gomez-Mejia, 1989). Dans cette section, nous présentons les différentes formes d'incitations proposées dans le cadre de la théorie principal-agent et les appliquons au cas particulier des inventeurs.

## **2.1. Les incitations monétaires**

Les économistes ne se sont tout d'abord intéressés uniquement aux incitations monétaires. Selon la théorie de l'agence standard, l'effort peut être accru uniquement par des incitations monétaires. Ainsi, il est supposé que l'utilité de l'agent est une fonction croissante de sa richesse et qu'il présente une aversion au travail et plus particulièrement à l'effort (Holmstrom, 1979). Il s'agit donc pour le principal de trouver l'incitation monétaire la plus appropriée pour que l'agent adopte le comportement souhaité.

Selon la théorie du salaire d'efficience (Shapiro, Stiglitz, 1984), le principal peut être amené à offrir à l'agent un salaire supérieur au salaire de marché afin que ce dernier accroisse son niveau d'effort. Le principal va alors offrir un taux de salaire « efficace » pour lequel l'effort de l'agent est maximal. Ce modèle repose sur la « menace » puisque l'agent accroît son effort par peur d'être renvoyé et de ne pas retrouver le même niveau de salaire dans une autre entreprise. Salop (1979) montre que le principal peut également mettre en place un salaire plus élevé afin d'éviter le turnover, notamment lorsque les coûts d'embauche et de formation sont élevés. Dans le cas des inventeurs, les entreprises peuvent offrir un salaire plus élevé aux inventeurs les plus productifs pour qu'ils ne rejoignent pas une entreprise concurrente (Gersbach, Schmultzler, 2003). Selon Backer, Jensen et Murphy (1988), le fait que de plus hauts salaires permettent de retenir l'agent s'explique facilement, par contre la relation entre plus haut salaire et effort de l'agent est moins claire. Ils montrent que, pour

l'agent accroisse son effort, le principal ne doit pas agir sur le niveau du salaire mais sur la forme de celui-ci.

Un autre système d'incitation proposé est la « paye à la performance », où le salaire est basé sur la performance, plus particulièrement sur la productivité de l'agent. Il est supposé que si les agents sont payés sur la base de leur performance, ils vont accroître leur effort et donc leur productivité, ce qui est nommé dans la littérature « *effet prix* » ou encore « *effet disciplinaire* ». Analysant les contrats des chercheurs employés dans trois entreprises d'ingénierie électrique et chimique en Allemagne depuis 1900, Burhop et Lübbers (2010) semblent confirmer cette théorie. En effet, les auteurs ne trouvent pas d'impact d'une augmentation de salaire sur la productivité des inventeurs. Ils montrent, par contre, un impact positif lorsqu'est versé aux inventeurs une part plus importante de bonus. Zenger et Lazzarini (2004) soulignent également que les systèmes de rémunération liés à la performance apparaissent plus efficaces pour motiver les ingénieurs à l'effort ainsi que pour attirer et retenir les ingénieurs « stars ». Kochanski et Ledford (2001) notent que pour retenir les ingénieurs les plus productifs, il est nécessaire qu'ils perçoivent qu'ils sont traités différemment en termes salarial que les ingénieurs les moins productifs.

Giuri *et al.* (2007) montrent, par ailleurs, que dans cinq pays européens (la France n'en fait pas partie), seulement 41,7 % des inventeurs reçoivent une compensation monétaire et que celle-ci est dans la majorité des cas transitoire et non permanente. Le système de rémunération des inventeurs salariés varie grandement d'un pays à un autre. En France, selon la loi du 26 Novembre 1990, les entreprises ont l'obligation de verser une rétribution financière aux inventeurs salariés<sup>33</sup>. Toutefois, le montant n'est pas fixé par la loi et est déterminé dans les conventions collectives, les accords d'entreprises et les contrats individuels de travail. Une étude menée par l'Observatoire de la Propriété Intellectuelle en 2008 souligne néanmoins qu'il existe une grande hétérogénéité des rémunérations d'une entreprise à l'autre et qu'un système de rémunération n'est pas mis en place au sein de toutes les entreprises. Les compensations monétaires prennent principalement trois formes : des primes forfaitaires, une rémunération liée à l'exploitation ou encore une combinaison des deux. Le montant de ces dernières varie grandement. Selon cette étude, les primes forfaitaires peuvent varier d'un minimum médian de 500 à un maximum médian de 2000 euros.

---

<sup>33</sup> Voir annexe G pour le détail de la loi.

Ce système de récompense a cependant fait l'objet de nombreuses critiques. Frey et Osterloh (2002) soulignent notamment que ce système de rémunération convient dans le cas de tâches routinières et concrètes et non dans le cas de tâches plus créatives et abstraites. Ce type d'incitation peut, par ailleurs, amener les agents à s'engager dans des tâches peu risquées et de court terme. D'autre part, la plupart des emplois, particulièrement dans le cas de personnel hautement qualifié, sont composés de plusieurs tâches complexes. Il est donc difficile pour le principal de mesurer objectivement la performance de l'agent. Les agents peuvent être incités à se focaliser uniquement sur la partie de l'emploi où ils sont récompensés au détriment des autres aspects de l'emploi (Prendergast, 1999). Ce type de système semble également inhiber la créativité des agents (Amabile, 1996).

D'autres incitations monétaires ont fait l'objet d'analyse telles que les incitations liées non plus à la performance de l'agent mais à la performance de l'entreprise comme les stock-options. Contrairement à la « paye à la performance », il s'agit ici d'incitations monétaires de long terme. La mise en place de stock-options s'est particulièrement développée ces cinq dernières années notamment dans le management des travailleurs hautement qualifiés (Mehran, Yermack, 1997, Lawler, 2003). Il semblerait que les incitations monétaires de long terme soient plus favorables à la motivation pour l'innovation (Ederer, Manso, 2009). Francis et *al.* (2009) soulignent qu'au vu de la nature de l'activité d'innovation, soit un niveau élevé de risque et une probabilité importante d'échec, l'incitation devrait être de long terme et protéger l'agent de l'échec. Dans leur étude, ils trouvent un lien positif entre les incitations par stock-options et les indicateurs d'innovation tels que le nombre de brevets déposés par l'entreprise. Un résultat similaire est trouvé par Lerner et Wulf (2007). Analysant le lien entre les innovations et compensations monétaires des responsables du département de R&D mises en place au sein des entreprises, ils montrent que les incitations monétaires de long terme telles que les stock-options sont associées à des brevets plus fréquemment cités et de plus grande originalité. Lach et Schankerman (2008) montrent que les universités américaines générant le plus de revenu de licence sont celles où les chercheurs perçoivent une part plus importante de royalties.

Il semble que les stock-options peuvent également être utilisées afin de sélectionner les meilleurs agents ou les retenir au sein des entreprises (Oyer, Schaeffer, 2005). Les stock-options permettent de retenir les agents au sein des entreprises pour plusieurs raisons. D'une part, les entreprises imposent généralement un certain délai avant que l'employé puisse

exercer ses stock-options (« *vesting period* »). Il s'agit d'accroître le coût de départ de l'entreprise de l'inventeur (Liebeskind, 1996). D'autre part, il est plus coûteux pour l'entreprise concurrente de recruter un agent détenteur de stock-options puisqu'elle va devoir compenser les gains que l'agent aurait pu percevoir sur le long terme grâce à celles-ci (Mehran, Yermack, 1997). Pakes et Nitzan (1983) analysent quels types de contrats peuvent être envisagés par les entreprises afin de retenir leurs inventeurs, de protéger leur niveau de capital intellectuel. Ils soulignent que les entreprises concurrentes sont généralement prêtes à offrir un salaire plus élevé afin de bénéficier des connaissances incorporées de l'inventeur. Ils montrent que les entreprises peuvent offrir des stock-options afin de les retenir.

Selon ces différentes théories, les contrats sont considérés comme statiques, simultanés. Des théories relâchent cette hypothèse, notamment la théorie du tournoi et celle du « *career concern* ». La théorie du tournoi a été développée par Lazear et Rosen (1981) puis reprise dans un article de Malcomson (1984). Cette théorie consiste à mettre en compétition les agents afin de recevoir un salaire plus élevé ou avoir une promotion (« *gagner le tournoi* »). La théorie du « *career concern* » initialement développée par Fama (1980) introduit les incitations implicites. En effet, dans ce cadre, les agents exercent des efforts non seulement pour maximiser leur salaire actuel mais également afin d'affecter la perception des autres (Prendergast, 1999), ce qui a été nommé « effet réputation ». Ils ont implicitement une incitation à accroître leur niveau de réputation sur le marché du travail dans la perspective d'une meilleure carrière. Ce modèle semble plus particulièrement approprié pour les agents les moins expérimentés, en début de carrière. Selon Fama (1980), par le mécanisme du marché, l'aléa moral disparaît en raison des incitations implicites. Dans le cadre des ingénieurs, le dépôt de brevet permet à l'ingénieur d'accroître sa réputation sur le marché du travail et lui ouvre ainsi de nouvelles perspectives de carrière. Nous pouvons donc supposer que, sans incitation explicite, l'ingénieur est tout de même implicitement incité à déposer un brevet d'autant plus qu'il existe une concurrence importante sur le marché du travail des ingénieurs et une forte mobilité inter-entreprise. Par contre, les entreprises ont tout intérêt à mettre en place des incitations afin que les inventeurs ne quittent pas l'entreprise pour une entreprise concurrente. Les entreprises peuvent faire signer un contrat de non concurrence. Or, ce type de clause apparaît coûteux et est très encadré.

## **2.2. Motivation intrinsèque et incitation monétaire**

Néanmoins, les nouvelles théories nommées théorie de l'agence comportementale, montrent que toute incitation monétaire n'entraîne pas forcément un accroissement de l'effort et donc de la productivité de l'agent. Ceci provient du fait que contrairement à la théorie standard, la motivation intrinsèque des agents n'est plus considérée comme absente ou constante. Deci (1975) souligne qu'il est important de distinguer la motivation intrinsèque de la motivation extrinsèque des agents. La motivation extrinsèque correspond à toutes les incitations monétaires directes et indirectes et toutes formes de reconnaissance. En revanche, la motivation intrinsèque fait référence au désir de l'agent de se sentir compétent, de jouir d'une autonomie. Plus précisément, selon Frey et Osterloh (2002), la motivation intrinsèque des agents peut prendre principalement trois formes. Tout d'abord, l'individu peut retirer un plaisir, une satisfaction de l'activité elle-même. La seconde forme correspond au fait que l'activité exercée puisse correspondre aux valeurs, aux standards de l'agent tels que des valeurs éthiques. Enfin, la troisième forme est le plaisir de l'agent d'avoir achevé un but, d'avoir réussi un challenge. Contrairement à la motivation extrinsèque, la satisfaction retirée est ici immédiate. Les chercheurs semblent posséder une forte motivation intrinsèque. En effet, dès les années 50, la sociologie de la science montre l'existence d'une motivation intrinsèque importante de la part des chercheurs académiques. Merton (1973) indique que pour les chercheurs académiques, l'autonomie de satisfaire leur curiosité et la reconnaissance par leurs pairs sont des motivations plus importantes pour eux que recevoir un salaire plus élevé. Des économistes (Levin, Stephan, 1991, Dasgupta, David, 1994) se sont également intéressés à ce sujet. Par exemple, Levin et Stephan (1991) signalent que les chercheurs académiques s'engagent dans la recherche pour deux raisons principales : la satisfaction de « résoudre des puzzles » et l'espérance de revenus futurs. Roach et Sauermann (2010) montrent que les docteurs se dirigeant vers le secteur industriel ont un goût pour la recherche moins prononcé que ceux s'orientant vers le secteur académique. En effet, ils semblent plus intéressés par le salaire ou encore l'accès aux ressources que les docteurs se dirigeant vers une carrière académique. D'après Stern (2004), les chercheurs dans le secteur industriel peuvent néanmoins présenter une motivation intrinsèque importante, ce qu'il a nommé « goût pour la recherche ». La première étude présentant la motivation intrinsèque des inventeurs est celle de Rossman datant de 1931. En interrogeant 700 déclarants de brevets sur leur motivation à inventer, l'auteur montre que les deux premiers motifs évoqués

sont « l'amour de la science » et « le désir d'améliorer l'existence », le salaire n'apparaissant qu'en troisième position. Dans une étude plus récente, Giuri et *al.* (2007) trouvent des résultats semblables. Dans six pays européens, les motivations à inventer déclarées par les ingénieurs sont dans une plus grande mesure des motivations personnelles (satisfaction personnelle) et sociales (prestige, réputation) que des motivations monétaires.

Dans ce cadre d'analyse, la motivation intrinsèque peut donc influencer sur le niveau d'effort des agents (Frey et Jegen, 2001). Cela change radicalement avec la théorie standard dans le sens où l'effort est susceptible d'accroître l'utilité de l'agent, il n'est plus supposé exister une complète « désutilité de l'effort » (Kreps, 1997). D'autre part, la motivation extrinsèque et intrinsèque ne sont plus supposées être indépendantes l'une de l'autre. Elles ne sont également pas additives; il existe, au contraire, une relation dynamique systématique entre les deux, nommée « *crowding effect* » (Frey et Osterloh, 2002). Il est possible que la mise en place d'incitation extrinsèque entraîne une diminution de la motivation intrinsèque des agents, « effet d'éviction » (« *crowd out* ») ou, au contraire, accroît la motivation intrinsèque des agents, « effet d'agglomération » (« *crowd in* ») (Frey, Jegen, 2001, Bénabou, Tirole, 2003). Frey et Jegen (2001) soulignent qu'un « effet d'éviction » est susceptible d'apparaître lorsque, par la mise en place d'incitation extrinsèque, l'agent se sent contrôlé; à l'inverse l'« effet d'agglomération » apparaîtra quand l'agent se sent reconnu, soutenu. Des applications empiriques semblent confirmer l'existence de tels effets dans plusieurs domaines (Frey et Jegen, 2001). Dans le cadre de l'innovation, Sauermann et Cohen (2010) trouvent que les inventeurs présentant une motivation plus importante pour le challenge dans leur travail ou les responsabilités fournissent des efforts supérieurs dans leur travail (mesurés en nombre d'heures travaillées), par rapport aux ingénieurs évoquant d'autres motifs de motivation. Par contre, les inventeurs déclarant avoir une motivation pour le challenge et dans une moindre mesure pour le salaire semblent être plus productifs que les autres inventeurs.

Selon cette théorie (« *crowd theory* »), les incitations monétaires ne sont donc pas forcément plus efficaces que toute autre forme d'incitation. En effet, les incitations non monétaires peuvent s'avérer être des instruments efficaces. Dans certaines situations, il est supposé que l'instauration d'incitations non monétaires entraîne un « effet d'éviction » moins important sur la motivation intrinsèque des agents que les incitations monétaires. Des travaux (Radhakrishnan, Ronen, 1999, Frey, 2007) montrent bien que les incitations non monétaires telles que les « prix », le « challenge », la « gratification » permettent d'accroître

l'effort de l'agent, et peuvent même s'avérer plus efficaces que les incitations monétaires. L'enquête de l'INPI de 2008 révèle que des entreprises mettent en place des programmes de reconnaissance tels que des lettres de félicitation ou encore une remise de prix. Par exemple, l'entreprise Air Liquide en plus d'une compensation monétaire versée aux inventeurs organise annuellement une cérémonie pour distinguer les meilleures inventions.

Au vu des ces différentes études, il semble que les inventeurs soient motivés par deux types de motivations, extrinsèque et intrinsèque. Il s'agit pour l'employeur de déterminer le type d'incitations approprié permettant de concilier ces deux types de motivations. Ces différents types de motivations pourraient expliquer pourquoi les incitations mises en place pour l'innovation diffèrent notamment selon la nature de l'entreprise. Honig-Haftel et Martin (1993) soulignent que les ingénieurs dans les grandes entreprises semblent avoir une motivation intrinsèque plus importante que les ingénieurs dans les petites entreprises. Les premiers seraient plus motivés par des incitations non monétaires que par des incitations monétaires, contrairement aux ingénieurs au sein des petites entreprises qui ne réagissent qu'aux incitations monétaires.

Peu d'études empiriques ont analysé la rémunération de l'innovation au sein des entreprises privées. A notre connaissance, les seules recherches empiriques analysant la rémunération des inventeurs sont celles de Toivanen et Väänänen (2011) en Finlande et celle de Harhoff et Hoisl (2007) en Allemagne. Ces études trouvent, en moyenne, un avantage salarial pour les inventeurs. En effet, Toivanen et Väänänen (2011) montrent que les inventeurs perçoivent en moyenne un gain salarial de 3 % l'année après avoir déposé un brevet et bénéficient d'un accroissement de salaire de 4 à 5 % trois à quatre ans après. Ils soulignent également que ce rendement varie de façon importante en fonction de la qualité du brevet. Par contre, ils ne trouvent pas de rendement salarial de la mobilité pour les inventeurs. L'étude de Harhoff et Hoisl (2007) s'intéresse plus particulièrement à l'impact de la législation sur la rémunération des inventeurs. Ils trouvent des résultats similaires à l'étude précédente. Il semblerait que la compensation monétaire des inventeurs dépende principalement de la qualité du brevet déposé.



### **3. Objet de l'étude et hypothèses**

Dans ce chapitre, nous nous intéressons plus précisément aux incitations monétaires à l'innovation au sein du secteur privé. Nous nous interrogeons sur la rentabilité pour un ingénieur de devenir inventeur. De ces différentes études, principalement deux types d'incitations monétaires pour les inventeurs semblent se dégager, le salaire et la détention de stock-options. Dans la suite de ce chapitre, nous analysons empiriquement ces deux formes de compensation monétaire avec une attention particulière à la mobilité de l'inventeur et à la nature de son entreprise. Nous nous intéressons également aux ingénieurs travaillant à l'étranger afin d'analyser dans quelle mesure le type de compensation reçue par ces inventeurs peut différer par rapport à celle reçue par les inventeurs français.

Nous posons les trois hypothèses suivantes :

*Hypothèse 1* : Les inventeurs connaissant une mobilité inter-entreprise perçoivent une rémunération supérieure. Les entreprises sont prêtes à payer les connaissances acquises par les inventeurs au sein des autres entreprises (Dahl, 2002).

*Hypothèse 2* : Les inventeurs percevant des stock-options ont plus de chances de ne pas connaître une mobilité inter-entreprise. Nous pouvons, en effet, supposer que les entreprises utilisent les stock-options comme incitation pour retenir leurs ingénieurs les plus productifs, les inventeurs.

*Hypothèse 3* : Le système d'incitations diffère selon le type d'entreprise et plus particulièrement selon la taille et l'intensité en termes de R&D de l'entreprise. Nous pouvons, en effet, supposer que la politique d'innovation soit différente selon le type d'entreprise.

#### 4. La méthodologie utilisée : Méthode par appariement

Dans ce chapitre, nous cherchons à analyser le rendement salarial ainsi que la détention de stock-options des inventeurs. La difficulté provient de l'existence de biais de sélection. Il est fort probable que les inventeurs et non inventeurs diffèrent dans leurs caractéristiques individuelles et de leur entreprise. Les études montrent, en effet, que la productivité des chercheurs peut être fortement influencée par des facteurs individuels ou organisationnels. Il est donc important de prendre en compte cette hétérogénéité.

Nous utilisons l'approche par appariement (« matching ») initiée par Rosenbaum et Rubin (1983). Ces méthodes ont été utilisées principalement pour l'évaluation des politiques publiques. Récemment, ces méthodes ont également été appliquées dans l'étude des écarts salariaux entre les hommes et les femmes (Frölich, 2007) ou encore dans le rendement de l'enseignement supérieur (Titus, 2007).

L'idée de la méthode par appariement est d'associer à chaque individu traité (ici, les inventeurs) un individu non traité (les non-inventeurs), dont les caractéristiques sont identiques à celles de l'individu traité (Brodsky et al., 2007). Sous certaines hypothèses, nous pouvons ensuite déterminer l'effet moyen du traitement dans la population des individus traités (ATT), qui correspond dans notre étude à l'avantage salarial des inventeurs.

Soit  $D_i = 1$  pour les ingénieurs ayant déposé un brevet, ici les inventeurs, et  $D_i = 0$  les ingénieurs n'ayant pas déposé de brevet,  $i = 1, \dots, n$  représentant les ingénieurs.  $Y_i$  est la variable d'intérêt, soit dans notre étude, le salaire annuel des ingénieurs. L'effet de traitement, ici devenir inventeur est égal à  $\Delta_i = Y_{i1} - Y_{i0}$ . Or, il n'est pas possible d'observer un même individu face aux deux situations de traitement, nous devons donc mesurer l'effet moyen sur la population traitée (les inventeurs) que nous notons :

$$\Delta_{ATT} = E(Y_{i1}|D_i = 1) - E(Y_{i0}|D_i = 1) \quad \text{Eq. 19}$$

Nous cherchons à estimer l'impact moyen du traitement sur les traités nommé ici ATT (« Average Treatment effect on the Treated »).

Nous ne pouvons, par ailleurs, estimer  $E(Y_{i0}|D_i = 1)$ . Nous connaissons  $E(Y_{i0}|D_i = 0)$  mais nous ne pouvons pas nous en servir comme substitut. En effet, il est fort probable du fait de notre hypothèse que les variables déterminant la décision de traitement

(devenir inventeur) déterminent également la variable d'intérêt (le salaire). Par conséquent, le revenu des individus traités et des individus non traités différeront même en absence de traitement, ceci correspond au biais de sélection (Caliendo, Kopeinig, 2008). On ne pourra donc estimer  $\Delta_{ATT}$  qu'à la condition que  $E(Y_{i0}|D_i = 1) - E(Y_{i0}|D_i = 0) = 0$ . Eq. 20

Pour cela, l'indépendance conditionnelle aux caractéristiques observables (*Conditional Independence Assumption*) doit être supposée. Selon cette hypothèse, la variable d'intérêt doit être indépendante au fait d'être traité contrôlé par les variables  $X$  décrivant l'individu. Cette hypothèse sous-entend donc que la sélection est basée uniquement sur les caractéristiques observées  $X$  et que l'ensemble des variables influençant simultanément le traitement et la variable de résultat sont observées par le chercheur (Caliendo, Kopeinig, 2008).

Formellement, cette hypothèse s'écrit :

$$Y_{i1}, Y_{i0} \perp D | X, \forall X$$

$$\text{ou encore } E(Y_{i0}|X, D = 1) = E(Y_{i0}|X, D = 0)$$

Nous pouvons écrire sous cette hypothèse :

$$E(Y_{i1}|D = 1) - E(Y_{i0}|D = 1) = E_{x|D=1}\{E(Y_i|X, D = 1) - E(Y_i|X, D = 0)\} \quad \text{Eq. 21}$$

Le principe de l'estimation consiste à utiliser les informations dont on dispose sur les individus non traités pour construire pour chaque individu traité un contrefactuel, c'est à dire une estimation de ce qu'aurait été sa situation s'il n'avait pas été traité (Brodsky et al., 2007). Cette hypothèse suppose néanmoins la prise en compte d'un nombre important de variables  $X$ , l'appariement peut donc s'avérer difficile.

Rosenbaum et Rubin (1983) proposent une méthode alternative au problème de dimension du vecteur  $X$ . Il s'agit de la méthode d'appariement sur score de propension. Ce score correspond à la probabilité, pour une personne de caractéristiques  $X$  données, d'être exposé au traitement. Ils montrent, en effet, que la propriété d'indépendance en relation des caractères observés  $X$  implique celle d'indépendance à la variable indiquant la probabilité de traitement, ou score de propension à être traité (Brodsky et al., 2007) noté  $P(X) = \Pr(D = 1|X)$ .

Formellement :

$$Y_{i1}, Y_{i0} \perp D | P(X), \forall X$$

L'appariement peut donc maintenant s'écrire :

$$\Delta_{ATT} = E_{P(X)|D=1}\{E(Y_i|D = 1, P(X)) - E(Y_i|D = 0, P(X))\} \quad \text{Eq. 22}$$

Pour la méthode d'appariement, une seconde hypothèse importante nommée support commun (*Common support*) doit être respectée. Cette hypothèse impose que l'on dispose, pour chaque individu traité, d'individus non traités dont les scores ont des valeurs proches du score de l'individu traité (Brodsky et al., 2007). Cette hypothèse permet de s'assurer que pour chaque unité traitée, il y a des unités de contrôle s'appuyant sur les mêmes variables observées  $X$ . Formellement :

$$0 < \Pr(D = 1|X) < 1$$

Dans un premier temps, il s'agit d'estimer le score de propension. En principe, tout modèle à choix discret peut être utilisé (Caliendo, Kopeinig, 2008). Dans cette étude, nous choisissons un modèle probit puisque notre variable s'assimile à la situation ou non d'être inventeur. Le choix des variables pour l'estimation du score de propension est très important puisque pour respecter l'hypothèse du CIA, la variable d'intérêt doit être indépendante au fait d'être traité conditionnellement au score de propension. Dans la section suivante, nous justifions plus précisément le choix des variables sélectionnées pour notre étude.

Dans un second temps, nous effectuons l'appariement. Il existe plusieurs méthodes d'estimation. Smith et Todd (2005) soulignent que les différentes méthodes d'appariement entraînent généralement des résultats similaires lorsqu'on dispose d'une base de données importante. Puisqu'il n'existe pas de consensus dans la littérature sur la meilleure méthode d'estimation, nous utilisons différentes techniques qui sont l'estimation par le plus proche voisin (« nearest neighbor »), avec remise  $n$  des plus proches voisins et avec noyaux (« kernel »).

La méthode la plus usuelle est celle du plus proche voisin. Cette méthode consiste à retenir pour chaque individu traité, l'individu non traité avec le score de propension le plus proche du sien. La principale limite de cette méthode est qu'elle peut effectuer un appariement entre deux individus avec une distance en termes de score de propension assez importante. Il est alors possible que de mauvais appariements soient effectués. Une façon de remédier à cette limite est d'effectuer l'appariement à un seuil donné en imposant une distance maximale entre les scores de propension. D'autre part, la méthode par le plus proche voisin peut s'effectuer sans remise (l'individu du groupe de contrôle n'est sélectionné

qu'une seule fois dans la construction du contrefactuel) ou avec remise (l'individu peut être sélectionné plusieurs fois). Il est également possible de retenir plusieurs voisins, ceci en fonction d'une zone d'acceptation du voisinage possible, ce qu'on nomme la méthode par les plus proches voisins.

Une autre méthode d'estimation possible est celle avec noyaux développée par Heckman, Ichimura et Todd (1997, 1998). Celle-ci utilise des moyennes pondérées de l'ensemble des individus du groupe de contrôle pour construire le contrefactuel. Il s'agit de retenir, pour chaque individu traité, tous les individus non traités, mais en les affectant d'un poids inversement proportionnel à leur « distance » avec l'individu traité. Frölich (2007) souligne que c'est cette méthode qui donne les résultats les plus précis et ceci d'autant plus que la distance est mesurée de manière fiable dans le processus.

La principale limite de l'approche par appariement est qu'elle ne prend uniquement en compte l'hétérogénéité observable. Or, des caractéristiques non observables telles que la motivation peuvent biaiser les résultats. De ce fait, l'existence de caractéristiques non observables violerait l'hypothèse CIA, la sélection ne s'opérerait plus uniquement sur les caractéristiques observables. Dans la littérature économique, plusieurs méthodes ont été développées afin de prendre en compte l'existence de caractéristiques non observables. Les méthodes habituellement utilisées sont les approches classiques de correction des biais en « deux étapes » telles que le modèle d'Heckman et les régressions instrumentales. La principale difficulté de ces méthodes est de trouver des variables instrumentales valides. En effet, il s'agit de trouver au moins une variable qui affecte le fait de déposer un brevet mais qui n'a pas d'impact sur le salaire. Nous ne disposons directement pas de ce type de variables dans notre base de données. Néanmoins, Rosenbaum (2002) a développé un test nous permettant de tester la robustesse de nos estimations par rapport à l'hétérogénéité non observée.

La probabilité de bénéficier du traitement pour un individu  $i$  avec des caractéristiques observables peut s'écrire :  $P(x_i) = P(D_i = 1|x_i) = F(\beta x_i + \gamma u_i)$  où  $u_i$  est une variable non observable et  $\gamma$  l'effet de  $u_i$  sur le fait de bénéficier du traitement. La probabilité de participation ne dépendra uniquement de  $x_i$  seulement si  $\gamma$  est égal à zéro. Par conséquent, si deux individus  $i, j$  ont les mêmes caractéristiques  $X$ , alors leur probabilité  $P(x_i)$  et  $P(x_j)$  devrait être égale. Nous parlerons de « biais cachés » (*hidden bias*) lorsque deux individus  $i, j$  présentant les mêmes caractéristiques ( $x_i = x_j$ ) ont des probabilités différentes de traitement

$(P(x_i) \neq P(x_j))$ . Afin de simplifier, Aakvik (2001) suppose que la variable non observable est dichotomique. Il prend l'exemple de la motivation qui est un déterminant à la fois de la participation et de la variable d'intérêt, la personne est motivée ( $\mu=1$ ) ou pas ( $\mu=0$ ). Nous pouvons dès lors écrire le rapport de cote (*odds ratio*) pour deux individus  $i$  et  $j$  :

$$\frac{1}{\Gamma} \leq \frac{(P_i)(1-(P_j))}{(P_j)(1-(P_i))} \leq \Gamma \quad \text{Eq. 23}$$

La méthode de Rosenbaum (2002) repose sur la sensibilité du paramètre  $\Gamma$ . Si  $\Gamma = 1$ , les individus avec les mêmes caractéristiques  $X$  ont la même probabilité de traitement, il n'existe pas de « biais cachés ». Par contre, si deux individus identiques ont un  $\Gamma$  égal, par exemple, à 2, cela signifie qu'un des deux individus peut avoir une probabilité deux fois supérieure par rapport à l'autre de recevoir le traitement. Ce résultat peut s'expliquer par le fait que ces deux individus diffèrent par leurs caractéristiques non observables (Rosenbaum, 2002). Il s'agit ainsi de faire varier l'influence  $\Gamma$  et de vérifier si les conclusions de l'analyse statistique peuvent être invalidées. Dans ce chapitre, nous faisons varier  $\Gamma$  de 1 à 2 par tranches de 0,05.

## 5. Les données

Les données utilisées proviennent de l'étude conduite chaque année (tous les 2 ans jusqu'en 2002) par le CNISF (Conseil National des Ingénieurs et des Scientifiques de France) auprès des diplômés des écoles d'ingénieurs, quels que soient leur âge et leur expérience. Environ 47500 ingénieurs répondent habituellement au questionnaire. Ce chapitre utilise les données de l'étude conduite en 2009, portant sur la situation des ingénieurs au 31 décembre 2008. Pour chaque enquête, un thème particulier est analysé plus précisément. Pour la 20<sup>ème</sup> enquête, le CNISF s'est penché sur les questions de l'innovation au sein des entreprises. Ces données nous permettent d'avoir les informations nécessaires sur les caractéristiques individuelles et de l'entreprise des inventeurs.

Seuls les ingénieurs travaillant dans le secteur marchand sont ici pris en compte, ceux employés par les administrations, les universités et les laboratoires publics sont exclus de l'analyse. Nous avons un échantillon d'environ 16000 ingénieurs.

### **5.1. La mesure du brevet**

La variable dépendante concernant les brevets est issue de l'item suivant : *Dans les 5 dernières années, avez-vous été déposant ou co-déposant inventeur ou inventeur salarié d'un brevet ?*

Nous sommes conscients que cette variable comporte plusieurs limites pour la mesure de la productivité de l'ingénieur. Mais nous ne disposons pas d'informations sur la commercialisation du brevet déposé et dans quelle mesure celui-ci a entraîné un profit à l'entreprise de l'inventeur. Giuri et *al.* (2007) soulignent, toutefois, que la plupart des brevets n'entraînent pas de succès commercial. A partir de nos données, nous ne pouvons connaître la valeur, la « qualité » du brevet. Les études utilisent habituellement comme mesure de « qualité » du brevet, le nombre de citations reçues par le brevet déposé. Nous n'avons pas de telles données. Le fait qu'on se situe sur la période des cinq dernières années entraîne également certains biais. Cette variable ne nous permet notamment pas de mesurer le gain salarial des inventeurs sur le long terme. Or, comme nous l'avons souligné auparavant, la rémunération des brevets peut différer dans le temps, d'autant plus que la valeur du brevet est, en moyenne, révélée au bout de trois années. Enfin, le brevet est un indicateur seulement partiel du niveau d'innovation au sein des entreprises. Anton et Yao (2004) construisent un modèle où ils montrent que les entreprises préfèrent garder leur invention secrète lorsque celle-ci est importante alors qu'elles brevèteront les inventions moins importantes. Ces prédictions semblent se confirmer empiriquement sur données françaises dans l'étude de Pajak (2011).

### **5.2. La mesure de la mobilité**

D'autre part, les ingénieurs reportent les caractéristiques de leur entreprise uniquement à la date de l'enquête. Cependant, il est possible que lors des cinq dernières années de l'enquête, les ingénieurs aient changé d'entreprise. Nous estimons donc les mêmes modèles sur les deux sous-échantillons, les ingénieurs déclarant n'avoir pas connu de mobilité ces cinq dernières années et ceux ayant connu une mobilité. Les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité représentent 60 % de notre échantillon contre 40 % des ingénieurs ayant connu une mobilité. Nous ne savons donc pas si l'ingénieur a changé d'entreprise

quand il est devenu inventeur ou s'il est devenu inventeur une fois qu'il a changé d'entreprise. Néanmoins, Traijtenberg (2005) et Hoisl (2007a) montrent qu'il existe une relation simultanée entre mobilité et productivité des inventeurs. Il semble, en effet, que lorsque l'inventeur connaît une mobilité, il devient plus productif. Hoisl (2007a) explique ce résultat par un meilleur appariement entre l'employé et l'employeur et/ou l'inventeur profite des connaissances de ses nouveaux collègues. En même temps, Traijtenberg (2005) montre que les inventeurs les plus productifs *ex ante* ont plus de chances de connaître une mobilité. Dans les deux cas, la mobilité d'un tel ingénieur entraîne un coût non négligeable pour l'entreprise.

### **5.3. Les expatriés**

Dans notre échantillon, 13,6 % des ingénieurs travaillent à l'étranger. Parmi ceux-ci, environ 60 % travaillent dans un pays d'Europe autre que la France (12 % en Suisse, 14 % en Allemagne, 6 % en Belgique et 9 % en Grande Bretagne). Parmi les 40 % restants, 20 % travaillent aux États-Unis. Dans notre échantillon, les inventeurs travaillant à l'étranger représentent 12 % de l'ensemble des inventeurs. Nous sommes néanmoins conscients qu'il est susceptible d'exister certains biais dus notamment aux non-réponses.

### **5.4. Sélection des variables**

Afin d'estimer le score de propension, le choix des variables est très important. Caliendo et al. (2008) soulignent, en effet, que le fait d'omettre d'importantes variables pour l'analyse risque d'entraîner des résultats biaisés. Il est recommandé de choisir les variables sur la base des théories économiques et des études empiriques antérieures.

Tout d'abord, les incitations à innover pour l'ingénieur seront différentes en fonction de son âge ou de son ancienneté. Il a été, en effet, montré qu'il existait une relation en forme de U inversé entre l'âge et la productivité du chercheur académique (Diamond, 1986, Levin, Stephan, 1991) et industriel (Mariani, Romanelli, 2007, Hoisl, 2007b, Väänänen, 2010). La productivité s'accroît avec l'âge jusqu'à un certain seuil, celui-ci dépendant des disciplines (Levin et Stephan, 1991), puis devient décroissante avec l'âge. Plusieurs explications ont été



avancées pour expliquer ce résultat. Tout d'abord, l'ingénieur peut avoir une moindre motivation à innover avec l'âge (Fox, 1983). Levin et Stephan (1991) supposent que l'activité de recherche peut être motivée par un investissement en termes de revenu futur. Puisque l'horizon est fini, la productivité déclinera avec la carrière du chercheur. Enfin, Hoisl (2007b) souligne que ce résultat peut également provenir des différentes formes de carrière des chercheurs au sein des entreprises. En effet, une partie des chercheurs est amené à prendre des positions managériales et consacrent donc moins de temps à leur activité de recherche, il est donc normal qu'ils deviennent moins productifs avec l'âge. D'autre part, le niveau de capital humain de l'ingénieur est également susceptible d'avoir un impact sur la productivité des ingénieurs. Nous pouvons, en effet, supposer que les docteurs soient plus productifs que les autres diplômés (Mariani et al., 2007). Les docteurs sont plus susceptibles de renforcer les « capacités d'absorption » des entreprises en matière de connaissance scientifique par rapport aux autres diplômés (Giret et al., 2007). Leur formation leur permet de suivre plus facilement les nouvelles découvertes scientifiques académiques et de les appliquer à la R&D industrielle. Il est également important de prendre en considération le genre de l'ingénieur. Les travaux (Giuri et al., 2007, Whittington, Smith-Doerr, 2005) trouvent, en effet, une probabilité plus faible pour les femmes de déposer un brevet par rapport aux hommes.

Au niveau de l'emploi de l'ingénieur, nous introduisons les variables concernant l'activité dominante de l'ingénieur et plus particulièrement si l'activité principale de l'ingénieur concerne l'étude, la recherche et la conception. Nous prenons également en compte le fait que l'ingénieur a participé à un programme de R&D de l'Union européenne ou non. Mariani et al. (2007) montrent que les inventeurs participant à des projets de recherche de taille importante ont une productivité de R&D plus élevée.

Il est également nécessaire de s'intéresser aux caractéristiques de l'entreprise où est employé l'inventeur. Les ingénieurs n'auront pas les mêmes incitations et les mêmes opportunités à déposer un brevet selon l'entreprise où ils sont employés. Tout d'abord, la taille de l'entreprise semble influencer significativement sur la productivité des scientifiques (Hoisl, 2007a, Kim et al., 2002, Mariani et al., 2007). Il est trouvé une relation positive entre la taille de l'entreprise et la productivité de l'inventeur. Ce résultat peut être expliqué principalement par trois facteurs. Premièrement, les entreprises de grande taille s'engagent plus facilement dans des activités de recherche (Crépon et al., 1998). Elles bénéficient également de ressources plus importantes pour embaucher les chercheurs les plus productifs

ou mettre en place des projets de recherche de grande taille (Hoisl, 2007b). D'autre part, les activités de R&D sont organisées différemment dans les grandes entreprises et dans les petites entreprises (Kim et *al.*, 2002). Dans les grandes entreprises, les scientifiques travaillent généralement sur plusieurs projets de recherche en même temps, ils ont donc une probabilité plus importante de trouver des résultats brevetables. Enfin, les grandes entreprises peuvent avoir des moyens plus importants pour la protection intellectuelle des brevets déposés (Mariani et *al.*, 2007).

Les incitations à l'innovation seront également différentes selon le secteur de l'entreprise de l'ingénieur. La stratégie en termes de brevet peut différer de façon importante en fonction du secteur d'activité. Enfin, la stratégie de l'entreprise en termes d'innovation n'est pas à négliger. D'une part, l'ingénieur n'aura pas les mêmes opportunités de déposer un brevet en fonction de l'intensité de l'innovation de l'entreprise. D'autre part, des études ont montré la mise en place d'incitations pour les chercheurs très différentes au sein des entreprises de haute technologie et des autres entreprises (Balkin et Gomez-Mejia, 1984). Afin de mesurer les différences d'intensité d'innovation entre les entreprises, nous prenons en compte trois variables.

La première variable concerne le niveau de dépense interne de R&D de l'entreprise. En effet, le niveau de dépenses internes en R&D des entreprises influe sur les performances innovatrices des entreprises et plus particulièrement sur le fait de déposer des brevets (Griliches, 1984, Crépon et *al.*, 1998, Mairesse, Mohnen, 2005). Cohen et Levinthal (1990) soulignent que les investissements en R&D permettent, d'une part, à l'entreprise de générer de l'innovation interne mais également d'accroître ses capacités d'absorption. Les connaissances acquises par leurs investissements en R&D devraient leur permettre d'assimiler et d'exploiter plus facilement les connaissances externes et notamment les recherches académiques. La seconde variable est la mise en place par l'entreprise d'une politique de veille concurrentielle stratégique. Il a été, en effet, montré qu'une telle stratégie pouvait favoriser l'innovation (Peeters et *al.*, 2003). Enfin, une autre stratégie d'innovation possible des entreprises est de se tourner vers des sources externes de connaissances et plus particulièrement vers les universités. Les entreprises présentant une faiblesse en dépenses de R&D internes peuvent pallier ce déficit par un partenariat avec les universités (George et *al.*, 2002). La collaboration avec les universités peut également être complémentaire aux dépenses internes de R&D (Veugelers, Cassiman, 2005). La littérature montre que les

entreprises retirent de nombreux avantages d'une collaboration de recherche avec les universités. Tout d'abord, ce type de collaboration permet aux entreprises d'avoir accès aux nouvelles avancées scientifiques (George et *al.*, 2002). La collaboration permet également aux entreprises de réduire leurs coûts de création de connaissances. Elles pourront, par exemple, accéder à des équipements pointus et coûteux de l'université. Elles pourront également effectuer leur recrutement auprès des étudiants de l'université ou encore employer des enseignants-chercheurs comme consultants (Santoro, Chakrabarti, 2002). Les études empiriques montrent que la collaboration avec une université entraîne une productivité des entreprises plus importante en termes de R&D. George et *al.* (2002) trouvent que les entreprises entretenant des liens étroits avec les universités ont des dépenses internes de R&D moins importantes mais une productivité de R&D plus importante. Dans le secteur des biotechnologies, Zucker et Darby (1996) montrent également que la collaboration entre les entreprises et des chercheurs académiques qu'ils nomment « star » a un impact significatif sur les performances innovatrices de l'entreprise, mesurées en nombre de brevets déposés. Dans l'enquête, il est demandé aux ingénieurs si leur entreprise entretient des partenariats avec des universités. Une limite de cette variable est qu'elle ne nous permet pas de connaître le type de lien entretenu avec l'université. Or, Santoro et *al.* (2002) montrent qu'il existe plusieurs formes de collaboration, celles-ci pouvant aller d'un apport de fonds à un échange de personnels.

Tableau 24 : Statistiques descriptives

(en %)	Inventeurs	Non inventeurs	Ensemble	Sign. <sup>34</sup>	
<b>Caractéristiques individuelles</b>					
Genre	Homme	89,9	85,7	86,2	***
	Femme	10,1	14,3	13,8	
Doctorat		18,7	3,8	5,4	***
Ancienneté sur le marché du travail (Moyenne)		10,52	9,28	9,41	***
Activité dominante de l'ingénieur	Recherche, Étude, Essais	75,7	35,4	39,8	***
	Autres activités	24,3	64,6	60,2	
Participation à un projet de l'UE		35,6	9,7	12,5	***
<b>Caractéristiques de l'entreprise</b>					
Secteur de l'entreprise	- Minerais, métallurgie, fonderie, travail des métaux	3,83	2,58	2,71	***
	- Production minéraux non métalliques	2,70	1,19	1,36	
	- Industrie chimique	5,87	3,78	4,01	
	- Fabrication d'équipements mécaniques, de machines	8,71	4,55	5,01	
	- Matériel électrique, électronique, informatique	14,71	8,62	9,29	
	- Constructions automobiles, navales	18,54	10,13	11,05	
	- Industrie textile	0,73	0,46	0,49	
	- Papier carton	2,37	1,43	1,53	
	- Autre industrie	6,13	2,80	3,17	
	- Autres secteurs	36,41	57,9	61,38	
Taille de l'entreprise	Moins de 2000 salariés	39,9	47,3	46,5	***
	Plus de 2000	60,1	52,7	53,5	
Politique de veille concurrentielle stratégique	Oui	83,9	66,8	68,7	***
	Non	9,6	17,8	16,9	
	Ne sait pas	6,5	15,4	14,4	
% du CA en dépenses de R&D	Entre 0 et 5 %	19,4	20,1	21	***
	Plus de 5 %	52,3	29,4	31	
	Ne sait pas	28,3	50,5	48	
Partenariat avec des universités	Oui	70,5	44,3	47,2	***
	Non	18,2	29,0	27,8	
	Ne sait pas	11,3	26,7	25	

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* significatif à 5 %, \* significatif à 10 %.

Les statistiques descriptives sont présentées dans le tableau n° 24. Tout d'abord, les inventeurs et non inventeurs présentent des caractéristiques individuelles significativement

<sup>34</sup> Test de student pour les variables quantitatives et test de Chi-2 pour les variables qualitatives.

différentes. En effet, 10,1 % des inventeurs sont des femmes contre 14 % parmi les non-inventeurs. Les inventeurs possèdent plus fréquemment un doctorat que les non-inventeurs (18,7 % contre 3,8 %). Ils ont également en moyenne une ancienneté sur le marché du travail plus importante que les non inventeurs (10,52 ans contre 9,28 ans). D'autre part, les inventeurs travaillent plus fréquemment dans des activités de R&D (76 % contre 35 %) et ont participé plus fréquemment à un programme de R&D de l'UE (36 % contre 10 %) par rapport aux non-inventeurs. Au niveau des caractéristiques de l'entreprise, il existe également une différence significative entre les deux types d'ingénieur. Il semblerait que les inventeurs soient employés plus fréquemment dans des entreprises de taille plus importante. Le tableau n° 24 montre également une différence importante dans la stratégie de leur entreprise en termes d'innovation. Les inventeurs se trouvent plus fréquemment dans des entreprises effectuant une politique de veille stratégique (83,9 % contre 66,8 %) et ayant des dépenses de R&D internes importantes (52,3 % contre 29,4 %). Enfin, une part beaucoup plus importante d'inventeurs travaille dans une entreprise collaborant avec des universités par rapport aux non-inventeurs (70,5 % contre 44,3 %).

## **6. Estimation du score de propension**

### **6.1. Qualité de l'estimation**

Dans un premier temps, le score de propension a été estimé à l'aide d'un probit. Avant de présenter les résultats, il est important de vérifier la qualité de l'estimation du score de propension. Afin de juger celle-ci, il est nécessaire de vérifier la propriété d'« équilibrage » ainsi que de déterminer le support commun. La propriété d'« équilibrage » est généralement vérifiée par deux tests qui sont le test d'égalité des moyennes et le test des différences standardisées, tous deux développés par Rosenbaum et Rubin (1985). Les résultats sont présentés dans le tableau n° 30 en [annexe I](#).

Avant appariement, nous avons vu que les différences de caractéristiques  $X$  sont significatives entre les inventeurs et non inventeurs. Si l'appariement est correct, il ne devrait donc plus avoir de différence significative de moyenne entre les deux groupes d'individus,

c'est le principe du test d'égalité de moyenne. Le test des différences standardisées permet, quant à lui, de déterminer la réduction du biais dû à l'appariement par le score de propension. Rosenbaum et Rubin (1985) soulignent qu'une différence standardisée supérieure à 20 devrait être considérée comme trop importante. Après appariement, les différences de caractéristiques deviennent non significatives sauf pour l'ancienneté (significatif à 10 %) et l'activité dominante de l'ingénieur (significatif à 10 %). Concernant les différences standardisées, aucune valeur n'est supérieure à  $|20|$ . Au vu de ces tests, la qualité du score de propension semble correcte.

Afin de déterminer le support commun, nous imposons la condition du « minima-maxima ». Cette condition consiste à enlever les observations de la population traitée (les inventeurs) dont le score de propension est plus élevé que le maximum et plus faible que le minimum du score de propension de la population de comparaison (les non-inventeurs). Les graphiques de score de propension sont présentés en annexe H. Le respect de cette hypothèse enlève moins de 1% de nos observations.

## **6.2. Devenir inventeur**

Les résultats du probit concernant la probabilité de devenir inventeur sont présentés en [annexe J](#) dans le tableau n° 31. Les estimations ont été effectuées sur l'ensemble de l'échantillon et sur les deux sous-ensembles comprenant uniquement les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité et les ingénieurs ayant connu une mobilité ces cinq dernières années. Les résultats diffèrent très peu selon l'échantillon pris en compte.

Les résultats sont similaires à ceux trouvés dans la littérature. En effet, les femmes ont une probabilité significativement plus faible de déposer un brevet par rapport aux hommes. Nous pouvons tout de même souligner que les études (McMillan, 2009, Whittington, Smith-Doerr, 2005) montrent que les brevets déposés par les femmes sont en termes de qualité (mesurée par le nombre de citations) similaire voire supérieure à ceux déposés par les hommes. Il semble également exister une relation croissante à taux décroissant entre la productivité et l'ancienneté de l'ingénieur. En effet, la variable ancienneté est significativement positive alors que son carré est négatif. D'autre part, être docteur accroît fortement les chances de déposer un brevet. Il semble donc que les docteurs

soient plus productifs en R&D. Résultat non surprenant, le fait d'être employé dans des activités d'étude, de recherche et de conception accroît les chances de déposer un brevet et les ingénieurs ayant participé ces cinq dernières années à un programme de R&D de l'UE ont une chance significativement plus élevée de devenir inventeur.

Les caractéristiques de l'entreprise de l'ingénieur semblent également influencer sur le fait de devenir inventeur. L'ensemble des variables décrivant la stratégie de l'entreprise en termes d'innovation sont significatives. La probabilité de déposer un brevet pour un ingénieur ne semble pas être statistiquement significative lorsqu'il est employé dans une entreprise avec des dépenses internes de R&D supérieures à 5 %. Le fait que l'entreprise de l'ingénieur exerce une politique de veille concurrentielle stratégique a un impact positif significatif. Il semblerait que la collaboration entre l'entreprise et les universités soit également un facteur très significatif sur la productivité en termes de R&D.

Par ailleurs, les ingénieurs ne connaissant pas le montant des dépenses de R&D de leur entreprise et si celle-ci collabore avec des universités ont une probabilité plus faible de devenir inventeur. Nous pouvons supposer que les inventeurs sont plus intéressés par la politique d'innovation de leur entreprise que les non-inventeurs. Il semble aussi que le fait d'être employé dans une entreprise de grande taille (mesurée en nombre d'employés) influe significativement sur le fait de devenir inventeur.

### **6.3. Les incitations monétaires des inventeurs**

Après avoir déterminé le score de propension, nous pouvons estimer d'une part, l'avantage salarial pour les inventeurs et d'autre part, la détention de stock-options. Les estimations sont effectuées sur l'ensemble des ingénieurs et également sur le sous-échantillon des docteurs-ingénieurs. Caliendo et *al.* (2008) soulignent, en effet, que si certaines variables nous semblent importantes dans le traitement, il peut s'avérer intéressant de faire les analyses sur ces sous-groupes. Or, nous avons vu auparavant que les docteurs représentent une part importante d'inventeurs, environ 20 %.

### ***6.3.1. L'avantage salarial des inventeurs***

Dans un premier temps, nous effectuons un appariement afin d'estimer l'avantage salarial pour les inventeurs. Le tableau n° 25 ci-dessous présente les résultats selon les différentes méthodes d'estimation utilisées. Le tableau présente deux estimateurs qui sont l'estimateur naïf et l'effet moyen global (ATT). L'estimateur naïf correspond à la différence de moyenne des salaires entre les deux groupes d'ingénieurs sans prise en compte des caractéristiques  $X$ . L'ATT est l'estimateur qui nous intéresse, il correspond à l'estimateur après appariement. Nous présentons également les résultats des MCO afin de comparer les résultats.



Tableau 25 : Résultats par la méthode par appariement

		Plus proche voisin Caliper <sup>35</sup> 0,01 Avec remise	Plus proches voisins avec remise n=5	Noyau
Ensemble des ingénieurs <sup>36</sup>	Estimateur naïf	0,071***		
	MCO <sup>37</sup>	0,029***		
	ATT	0,04**	0,034***	0,029***
	Support commun	13776	13776	13779
Ingénieurs sans mobilité	Estimateur naïf	0,084***		
	MCO	0,027***		
	ATT	0,036*	0,033**	0,027**
	Support commun	8446	8446	8455
Ingénieurs avec mobilité	Estimateur naïf	0,058***		
	MCO	0,036***		
	ATT	0,059**	0,050**	0,033**
	Support commun	5318	5318	5324
Docteurs-Ingénieurs	Estimateur naïf	0,067**		
	MCO	0,061***		
	ATT	0,088**	0,086**	0,063***
	Support commun	731	731	733
Entreprise de - de 500 salariés	Estimateur naïf	0,124***		
	MCO	0,052***		
	ATT	0,10***	0,063***	0,069***
	Support commun	4474	4474	4477
Entreprise de + de 500 salariés	Estimateur naïf	0,038***		
	MCO	0,02**		
	ATT	0,036*	0,022	0,016*
	Support commun	9301	9301	9301
« PME de haute technologie <sup>38</sup> »	Estimateur naïf	0,082***		
	MCO	0,063***		
	ATT	0,195***	0,153***	0,107***
	Support commun	1172	1172	1176

Notes : L'écart-type des estimations est obtenu par la méthode du bootstrap (1000 répliquions). \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tout d'abord, les estimateurs naïfs sont positifs et significatifs pour l'ensemble des échantillons. Les résultats des estimations après appariement montrent un gain salarial positif significatif pour les inventeurs quel que soit l'échantillon utilisé. Nous pouvons noter que pour l'ensemble des échantillons, les estimations par le plus proche voisin sont

<sup>35</sup> Caliper (ou compas) est une norme permettant de définir la zone de voisinage.

<sup>36</sup> Nous nous intéressons ici uniquement aux ingénieurs travaillant en France.

<sup>37</sup> Les estimations détaillées des MCO sont présentées en annexe K dans le tableau 32.

<sup>38</sup> Nous définissons les PME de haute technologie comme les entreprises de moins de 500 salariés avec une part de Chiffre d'Affaire consacrée à la R&D supérieure de 5% ou déposant un brevet chaque année.

supérieures aux autres estimations. Ceci provient du fait que ce type d'estimation est moins précis puisque le « plus proche voisin » peut correspondre à un mauvais appariement. Pour l'ensemble des ingénieurs, l'estimation par le plus proche voisin est de 4,0 % alors que les estimations par les plus proches voisins et avec noyaux sont respectivement de 3,4 % et de 2,9 %, significatifs à 1 %. Par ailleurs, il semble que le rendement de l'innovation soit plus important pour les docteurs. En effet, l'effet moyen global est de 8,8 % par le plus proche voisin et de 6,3 % par noyaux.

Il apparaît que les ingénieurs ayant connu une mobilité présentent un gain salarial à l'innovation supérieur aux ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité. L'estimation respectivement par les plus proches voisins et par noyaux montre un rendement salarial de l'ordre de 5 % et 3,3 % pour les premiers contre 3,3 % et 2,7 % pour les ingénieurs sans mobilité. Il est vrai que nous ne savons pas si l'ingénieur a changé d'entreprise quand il est devenu inventeur ou s'il est devenu inventeur une fois qu'il a changé d'entreprise. Néanmoins, comme nous l'avons souligné auparavant, il semble exister une relation simultanée entre mobilité et productivité des inventeurs (Trajtenberg, 2005, Hoisl, 2007). Ce résultat semble tout de même suggérer que les entreprises payent les connaissances acquises par les ingénieurs au sein des autres entreprises (Dahl, 2002).

D'autre part, le rendement salarial de l'innovation semble dépendre également du type d'entreprise où se trouve l'inventeur. En effet, dans les entreprises de moins de 500 salariés, les inventeurs perçoivent un avantage salarial d'environ 6,9 % (estimateur par noyaux), alors que celui-ci est de seulement 1,6 % pour les inventeurs employés dans une grande entreprise. Ce résultat pourrait s'expliquer par, comme nous l'avons évoqué précédemment, une motivation intrinsèque différente des inventeurs selon la taille de l'entreprise. D'autres explications peuvent être apportées pour expliquer ce résultat. La politique d'innovation des grandes entreprises semble plus agressive que celle des petites entreprises. En effet, dans notre échantillon, environ 54 % des grandes entreprises déposent des brevets chaque année contre 13 % des petites entreprises. Il est possible qu'il soit attendu implicitement des scientifiques des grandes entreprises de breveter alors que les attentes dans les petites entreprises sont moindres, ce qui expliquerait une différence de rémunération entre les deux types d'entreprises. Une autre explication possible est les liens entretenus entre les entreprises et les universités. Dans notre échantillon, 57 % des grandes entreprises entretiennent des liens étroits avec une université contre 32 % pour les petites

entreprises. Nous pouvons donc supposer que le pouvoir de négociation des chercheurs est moins important au sein des grandes entreprises car ils sont plus facilement substituables par des chercheurs universitaires (dont les doctorants). Enfin, il est également possible que les petites entreprises offrent un salaire important aux inventeurs afin que leur rémunération se rapproche de celle offerte par les grandes entreprises afin de les retenir. Au sein des entreprises, nommées ici PME de haute technologique, l'innovation apparaît fortement valorisée avec un rendement salarial pour les inventeurs supérieur à 10 % (significatif à 1 %).

Enfin, les résultats des MCO montrent également un coefficient positif et significatif du fait de déposer un brevet. L'ordre de grandeur est sensiblement le même que les estimations par appariement. Nous pouvons, par ailleurs, souligner que le fait de travailler dans des activités de R&D entraîne une moindre rémunération significative pour les ingénieurs (tableau n° 32, [Annexe K](#)). En effet, les ingénieurs travaillant dans le secteur R&D / Conception ont un salaire inférieur de 8,5 %, l'écart salarial est de 10,6 % (significatif à 1 %) pour les docteurs-ingénieurs. Les résultats du premier chapitre ainsi que des travaux antérieurs (Bonnard, Bourdon, Paul, 2011) montrent des résultats similaires. Ces résultats laissent supposer qu'au sein des entreprises, l'innovation est rentable pour les ingénieurs qu'en termes de résultat, de performance.

### ***6.3.2. Régressions par quantile***

La méthode des MCO permet d'avoir des résultats corrects si la distribution de la variable dépendante n'est pas très dispersée. Or, il existe une hétérogénéité importante des salaires des ingénieurs. Il est possible que le rendement de l'innovation soit influencé par des inventeurs que nous pouvons nommer de « *superstars* ». La surreprésentation d'inventeurs hautement productifs risque de biaiser les résultats. Dans ce cadre, il apparaît plus pertinent d'utiliser la régression par quantile (Hamilton, 2000). Ce type de méthode initiée par Koenker et Hallock (2001) nous permet de déterminer le rendement de l'innovation en différents points de la distribution du salaire et non uniquement à la moyenne.

Le modèle de régression par quantile s'écrit :

$$Q^\theta(\ln(w_i)/X_i) = \text{cste}^\theta + \beta_{\text{Brevet}}^\theta \text{Brevet}_i + \beta^\theta X_i + \varepsilon_i^\theta \quad \text{Eq. 24}$$

Où  $i = 1, \dots, n$  représentant les ingénieurs et  $\theta$  est le  $\theta^{\text{ème}}$  quantile de la distribution de  $w_i$ .  $X_i$  est un vecteur de variables explicatives. Selon cette équation,  $\beta^\theta$  peut varier d'un quantile à un autre, le coefficient représente donc ici l'effet marginal d'une variable au  $\theta^{\text{ème}}$  quantile de la distribution du logarithme du salaire. Nous effectuons les régressions par quantile sur l'échantillon apparié construit à partir du score de propension estimé auparavant<sup>39</sup> (voir Girma et al., 2010) ainsi que sur l'échantillon initial comprenant l'ensemble des ingénieurs. Les résultats sont présentés dans le tableau n° 26 suivant.

Tableau 26 : Résultats des régressions par quantile sur échantillon non apparié et échantillon apparié

		$\theta_{10}$	$\theta_{25}$	$\theta_{50}$	$\theta_{75}$	$\theta_{90}$
Ensemble des ingénieurs	Échantillon non apparié (n=13780)	0,054***	0,036***	0,025***	0,027***	0,017
	Échantillon apparié (n=2892)	0,064***	0,029***	0,011	0,02*	0,023
Mobilité	Échantillon non apparié (n= 5324)	0,071***	0,048***	0,043***	0,039**	0,02
	Échantillon apparié (n=1012)	0,059***	0,041***	0,041**	0,046**	0,001
Sans mobilité	Échantillon non apparié (n= 8455)	0,052***	0,027***	0,017**	0,027***	0,02
	Échantillon apparié (n=1860)	0,061***	0,025**	-0,00	0,007	0,00
Entreprises de - 500 salariés	Échantillon non apparié (n=4477)	0,07***	0,066***	0,046***	0,053***	0,019
	Échantillon apparié (n=)	0,079***	0,084***	0,058***	0,059***	0,02
Entreprise de + 500 salariés	Échantillon non apparié (n=9303)	0,04***	0,022***	0,018**	0,017*	0,011
	Échantillon apparié (n=2104)	0,022	0,021**	0,00	0,00	0,01
PME de haute technologie	Échantillon non apparié (n= 1176)	0,094***	0,086***	0,075***	0,047*	0,061
	Échantillon apparié (n=400)	0,185***	0,106***	0,047*	0,072**	0,08*

Notes : les erreurs standards ont été estimées par la méthode du bootstrap (1000 répliques). \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Les résultats montrent un rendement médian de l'innovation plus faible que le rendement moyen quel que soit le type d'échantillon utilisé. Le rendement salarial médian d'un inventeur est de 2,5 % pour l'ensemble des ingénieurs. Il est de 1,7 % pour les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité et de 4,3 % pour ceux ayant connu une mobilité. L'utilisation de la régression par quantile est justifiée.

<sup>39</sup> Afin de construire l'échantillon apparié, nous avons utilisé la méthode du plus proche voisin sans remplacement avec un caliper de 0,01.

Tout d'abord, pour l'ensemble des ingénieurs, les résultats présentés dans le tableau 26 sont contre-intuitifs. On aurait pu supposer que devenir inventeur soit particulièrement valorisé pour les ingénieurs se situant au plus haut de la distribution salariale. Au vu de ces résultats, il ne semble donc pas exister d'incitation monétaire à déposer un brevet pour les ingénieurs « stars ». Par contre, il existe un rendement salarial significatif du fait d'avoir déposé un brevet pour les ingénieurs les « moins productifs », ceux-ci se trouvant dans la partie inférieure de la distribution salariale. Ce résultat est valide quel que soit le sous-échantillon utilisé. En effet, les ingénieurs se situant au premier décile perçoivent un rendement salarial significatif de 6,1 % pour ceux qui n'ont pas connu de mobilité et de 5,9 % pour ceux qui ont connu une mobilité inter-entreprise.

Nous pouvons émettre plusieurs hypothèses afin d'expliquer ce résultat. Selon Staudt et *al.* (2002) cités par Harhoff et Hoisl (2006), des inventeurs peuvent être nommés comme co-inventeur non pas parce qu'ils ont participé au projet de l'invention mais uniquement parce qu'ils sont mieux placés dans l'entreprise, il est donc possible que ceux-ci ne perçoivent pas une rémunération plus élevée due à leur invention. D'autre part, Harhoff et Hoisl (2006) montrent que plus l'inventeur a une position hiérarchique importante au sein de l'entreprise, moins la part de compensation monétaire reçue pour son invention sera importante. Ils trouvent, en effet, qu'alors que la productivité de l'inventeur (nombre de brevets déposés) a un impact positif sur la valeur économique du brevet, elle a un impact négatif sur la part de compensation reçue pour celui-ci. Les auteurs justifient ce résultat par le fait que les entreprises « attendent » des ingénieurs les plus productifs qu'ils déposent un brevet et c'est par ailleurs pour cette raison qu'ils perçoivent des salaires plus élevés. Il semble donc que les entreprises incitent plus particulièrement les ingénieurs les « moins productifs » à déposer un brevet, ils sont récompensés pour leurs efforts. Par contre, si on considère que les ingénieurs les plus productifs sont ceux avec les plus grandes capacités, les entreprises ne les récompensent pas pour leur effort car il est considéré qu'au vu de leur salaire élevé, il est logique qu'ils déposent des brevets.

Par ailleurs, pour les autres points de la distribution salariale, l'innovation salariale semble rentable uniquement au sein des entreprises de moins de 500 salariés et plus particulièrement des PME de haute technologie. Pour les ingénieurs ayant connu une mobilité inter-entreprise, le rendement de l'innovation est également positif et significatif tout le long de la distribution salariale (sauf pour le dernier décile). Ce résultat renforce

l'hypothèse selon laquelle les entreprises paieraient les connaissances acquises par les ingénieurs au sein des autres entreprises.

### 6.3.3. La détention de stock-options

Le tableau n° 27 montre que les inventeurs perçoivent une part plus importante de stock-options que les ingénieurs non inventeurs. 5,0 % des inventeurs ont perçu des stock-options en 2008 contre 3,7 % des non inventeurs. La différence est plus prononcée pour les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité inter-entreprise ces cinq dernières années avec 5,0 % des inventeurs possédant des stock-options contre 3,3 % des non-inventeurs.

Tableau 27 : Statistiques descriptives : Détention de Stock-Options

	Ensemble			Ingénieurs sans mobilité			Ingénieurs avec mobilité		
	Inventeurs	Non Inventeurs	Total	Inventeurs	Non Inventeurs	Total	Inventeurs	Non Inventeurs	Total
Stock Options	5,0	3,7	3,8	4,9	3,3	3,5	5,1	4,3	4,4
Non stocks options	95,0	96,3	96,2	95,1	96,7	96,5	94,9	95,7	95,6
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Nous effectuons l'appariement avec la détention de stock-options comme variable d'intérêt. Les résultats sont présentés dans le tableau n° 28.

Tableau 28 : Résultats de la méthode par appariement : Détenir des stock-options.

		Plus proche voisin Caliper 0,01 Avec remise	Plus proches voisins avec remise n=5	Noyau
Ensemble des ingénieurs	Estimateur naïf	0,013***		
	ATT	0,015	0,01	0,01
	Support commun	13776	13776	13779
Ingénieurs sans mobilité	Estimateur naïf	0,016***		
	ATT	0,027**	0,012	0,014*
	Support commun	8446	8446	8445
Ingénieurs avec mobilité	Estimateur naïf	0,01		
	ATT	0,01	0,00	-0,00
	Support commun	5318	5318	5324
Entreprise moins de 500 salariés	Estimateur naïf	0,026***		
	ATT	0,00	0,011	0,01
	Support commun	4474	4474	4477
Entreprise plus de 500 salariés	Estimateur naïf	0,01		
	ATT	0,026**	0,01	0,01
	Support commun	9301	9301	9301

Notes : L'écart-type des estimations est obtenu par la méthode du bootstrap (1000 répliques). \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Pour l'ensemble des ingénieurs, l'ATT est positif et non significatif quelle que soit la méthode utilisée. Par contre, les résultats sont différents si l'on prend en compte uniquement les ingénieurs ayant connu une mobilité ou les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité. En effet, l'effet global moyen est positif et significatif de l'ordre de 1,4 % pour les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité alors qu'il est non significatif pour les ingénieurs ayant connu une mobilité. Ces résultats suggèrent que les entreprises semblent offrir des stock-options aux inventeurs afin qu'ils ne quittent pas l'entreprise. Ils sont en concordance avec la littérature soulignant que les incitations par stock-options peuvent être plus particulièrement utilisées afin d'éviter le turnover et retenir les employés au sein de l'entreprise (Oyer et Schaefer, 2005).

Il ne semble pas, par ailleurs, exister de différences selon la taille de l'entreprise. L'ATT est non significatif quelle que soit la taille de l'entreprise.

### 6.3.4. Le cas des expatriés

Nous nous intéressons ici plus particulièrement aux ingénieurs travaillant à l'étranger. Cette analyse nous permet ainsi de déterminer s'il existe un système d'incitation pour les inventeurs différent dans les entreprises étrangères que dans les entreprises françaises. Les résultats sont reportés dans le tableau n° 29 ci-dessous.

Tableau 29 : Résultats des estimations pour le sous-échantillon des ingénieurs expatriés

Variable d'intérêt		Plus proche voisin Caliper 0,01 Avec remise	Plus proches voisins avec remise n=5	Noyau
Salaire	Estimateur naïf	0,069**		
	MCO	-0,01		
	ATT	0,048	0,029	0,024
	Support commun	2169	2169	2174
Stock-options	Estimateur naïf	0,118***		
	ATT	0,146***	0,118***	0,129***
	Support commun	2169	2169	2174
Attribution gratuite d'actions	Estimateur naïf	0,03*		
	ATT	0,061**	0,064**	0,054**
	Support commun	2169	2169	2174

Notes : L'écart-type des estimations est obtenu par la méthode du bootstrap (1000 réplifications). \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Pour les ingénieurs travaillant à l'étranger, nous trouvons des résultats très différents de ceux trouvés en France. En effet, il ne semble pas que les inventeurs à l'étranger perçoivent une rémunération significativement supérieure par rapport aux ingénieurs non-inventeurs. En revanche, la détention de stock-options ou l'attribution gratuite d'actions sont fortement significatives pour les inventeurs à l'étranger. Plusieurs explications peuvent expliquer ce résultat. Dans la littérature, il est souligné que les entreprises peuvent offrir des stock-options afin d'attirer les ingénieurs les plus talentueux (« stars ») (Hall, Murphy, 2003). Toutefois, en France, l'accès aux stock-options semble plus particulièrement lié à la position hiérarchique de l'individu (Mendez, 2006) et le traitement fiscal sur les stock-options et l'attribution gratuite d'actions apparaît plus contraignante que dans d'autres pays européens tels qu'en Grande Bretagne ou encore aux États-Unis (Andreosso-O'Callaghan, 2000). Nous sommes conscients que cette analyse comporte des limites pour une comparaison avec la France. Nous pouvons supposer que les inventeurs à l'étranger présentent des



caractéristiques différentes des inventeurs français. Dans notre base de données, il est vrai que les ingénieurs à l'étranger travaillent plus fréquemment dans des grandes entreprises (71 % contre 67 %) et possèdent plus fréquemment un doctorat (7,8 % contre 4,1 %). D'autre part, le sous-échantillon étranger est une catégorie très hétérogène et chaque pays possède un système juridique de rémunération des inventeurs différent.

## **7. Qualité de l'appariement et robustesse des résultats**

Comme nous l'avons souligné dans la section 4, la méthode par appariement ne permet pas de prendre en compte l'hétérogénéité non observée. Or, il est possible que des variables puissent influencer sur le fait de déposer un brevet et sur le salaire/la détention de stock-options sans que nous puissions les contrôler. Dans notre cas, cette hétérogénéité pourrait, par exemple, venir de la motivation des ingénieurs à innover. En effet, il semblerait que les inventeurs puissent avoir une forte motivation intrinsèque à la recherche, celle-ci n'est pas prise en compte dans nos estimations. L'existence de telles variables pourrait remettre en cause l'hypothèse d'indépendance conditionnelle. Afin de tester la robustesse de nos résultats, nous effectuons l'analyse de sensibilité développée par Rosenbaum (2002). Les résultats sont reportés en [Annexe L](#) dans le tableau n° 33 pour les estimations concernant l'avantage salarial et dans le tableau n° 34 pour les estimations concernant la détention de stock-options. Puisque dans le premier cas, la variable d'intérêt est quantitative, le test utilisé est le test de Wilcoxon alors que dans le second cas, puisque la variable est binaire, nous utilisons le test de Mantel-Haenszel<sup>40</sup>. L'interprétation est la même pour les deux tests.

Le tableau n° 33 montre que pour l'ensemble des ingénieurs le seuil critique à partir duquel les résultats des estimations de l'avantage salarial peuvent être contestables est de 1,15. En d'autres termes, un changement de 15 % dans le rapport de chance de recevoir le traitement pourrait rendre les estimations biaisées à cause des caractéristiques non observables. Par ailleurs, il semble que les estimations concernant les docteurs et les ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité soient plus robustes à l'hétérogénéité non observée.

---

<sup>40</sup> Ce test a été effectué à partir de la commande `mhbounds` développée par Becker et Caliendo (2007). Ce test ne peut être effectué qu'après un appariement par le plus proche voisin sans remplacement.

En effet, les résultats risquent d'être biaisés à partir d'un seuil de 1,25. Par contre, les résultats concernant les ingénieurs travaillant à l'étranger ne passent pas le test d'hétérogénéité. Ce résultat n'est pas surprenant puisque les résultats de l'ATT sont non significatifs pour ce sous-échantillon.

Concernant les estimations se référant à la détention de stock-options, les résultats apparaissent très sensibles à l'hétérogénéité non observée pour les ingénieurs travaillant en France quel que soit l'échantillon considéré. Les résultats concernant les stock-options sont donc à prendre avec précaution. Par contre, les résultats concernant le sous-échantillon des expatriés sont fortement robustes à l'hétérogénéité, le seuil étant de 1,85.

Il est important de comprendre que l'analyse de sensibilité montre uniquement comment les biais peuvent modifier l'estimation. Mais, elle ne permet pas de déterminer si ces biais existent (Aakvik, 2001). Par exemple, les résultats du tableau n° 33 montrent uniquement que l'intervalle de confiance du gain salarial pourrait inclure zéro si une variable non observable faisait varier le rapport de cote d'être traité entre les deux groupes d'un facteur de 1,15 pour l'ensemble des ingénieurs et de 1,25 pour les docteurs. Dans la littérature, il n'est pas fait référence à un niveau de seuil conseillé. Rosenbaum (2002) souligne, tout de même, que le test correspond au « pire scénario ».

## **8. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux incitations monétaires à l'innovation au sein des entreprises. Tout d'abord, les résultats révèlent un gain salarial positif significatif pour les inventeurs, cet avantage est plus important si l'ingénieur est docteur. Il apparaît également un rendement salarial plus élevé pour les inventeurs ayant connu une mobilité par rapport à ceux n'ayant pas connu de mobilité ces cinq dernières années. Ce résultat pourrait suggérer que les entreprises soient prêtes à payer les connaissances acquises par les ingénieurs au sein des autres entreprises (Dahl, 2002). Les incitations apparaissent aussi différentes selon la nature de l'entreprise de l'inventeur. En effet, les incitations monétaires sont beaucoup plus importantes dans les petites entreprises et plus particulièrement au sein des PME de haute technologie que dans les grandes

entreprises. Il apparaît également que l'utilisation de stock-options comme moyen de compensation des inventeurs soit peu utilisée par les entreprises françaises. Il semble néanmoins que les inventeurs n'ayant pas changé d'entreprise ont plus de chances de détenir des stock-options que les ingénieurs non-inventeurs, ce qui pourrait suggérer que les entreprises utilisent les stock-options comme incitation pour retenir les inventeurs. Ce résultat est tout de même à prendre avec précaution puisqu'il ne satisfait pas le test d'hétérogénéité non observée. Enfin, l'analyse des ingénieurs expatriés révèle un système de compensation des inventeurs à l'étranger très différent du système français. En effet, les incitations pour les inventeurs dans les entreprises étrangères sont en premier lieu la détention de stock-options.

Plusieurs perspectives peuvent être apportées à cette étude. Tout d'abord, une analyse sur le long terme pourrait s'avérer intéressante. Nous pourrions, en effet, nous interroger sur le caractère transitoire ou permanent du rendement salarial positif pour les inventeurs. Cette étude pourrait également être approfondie en analysant d'autres types d'incitations pour les inventeurs et en les comparant. Une étude récente française de Ferrary (2008) présente un type de management peu utilisé en France, le management par intra-entrepreneuriat. Il est actuellement pratiqué dans seulement huit entreprises françaises. Le management par intra-entrepreneuriat consiste à donner la possibilité à l'inventeur de créer sa propre start-up à partir de ses résultats de recherche. Ce type de management présente plusieurs avantages. Tout d'abord, l'incitation pour l'inventeur d'exploiter ses résultats en dehors de l'entreprise devient relativement faible. Ce type de management permet également à l'inventeur de suivre tout le processus de l'innovation, de la conception à la vente et de tirer des profits financiers plus importants de son innovation. Nous pouvons également supposer que ce type de management est plus à même de respecter la motivation intrinsèque des inventeurs.

Enfin, dans ce chapitre, nous avons défini un inventeur comme un ingénieur ayant déposé un brevet. Or, les entreprises peuvent adopter deux stratégies différentes pour protéger leur innovation soit le brevet ou le secret commercial. Le secret commercial apparaît être plus utilisé pour les innovations majeures. Il serait intéressant d'analyser dans quelles mesures les types d'incitations mis en place par les entreprises pour leurs ingénieurs diffèrent selon ces deux cas.

**BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE II**

AAKVIK, A. (2001), Bounding a matching estimator: the case of a Norwegian training program, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 1, n° 63, pp. 115-143.

AMABILE, T. (1996), *Creativity in Context: Update to the Social Psychology of Creativity*, Boulder, CO: Westview Press.

ANDREOSSO-O'CALLAGHAN, M.B. (2000), Taxation and Innovation in the European Union, *Korean Journal of EU Studies*, vol. 5, n° 1, pp. 121-145.

ANTON, J., YAO, D. (2004), Little patents and big secrets: managing intellectual property, *Rand Journal of Economics*, vol. 35, n° 1, pp. 1-22.

BACKER, G.P., JENSEN, M.C., MURPHY, K.J. (1988), Compensation and Incentives: Practice vs. Theory, *The Journal of Finance*, vol. 43, n° 3, pp. 593-616.

BALKIN, D.B., GOMEZ-MEJIA, L.R. (1984), Determinants of R and D compensation strategies in the high tech industry, *Personnel Psychology*, vol. 37, n° 4, pp. 635-650.

BECKER, S.O., CALIENDO, M. (2007), Sensitivity analysis for average treatment effects, *The Stata Journal*, vol.7, n° 1, pp. 71-83.

BÉNABOU, R., TIROLE, J. (2003), Intrinsic and Extrinsic Motivation, *Review of Economic Studies*, vol.70, n° 3, pp. 489-520.

BONNARD, C., BOURDON, J., PAUL, J.J. (2011), Travailler dans la recherche privée au sortir d'une école d'ingénieurs : est-ce la bonne stratégie ?, *Revue d'Economie Industrielle*, n° 133, pp. 9-30.

BRODATY, T., CREPON, B., FOUGERE, D. (2007), Les méthodes micro-économétriques d'évaluation et leurs applications aux politiques actives de l'emploi, *Economie et Prévision*, vol. 1, n° 177, pp. 93-118.

BURHOP, C., LÜBBERS, T. (2010), Incentives and innovation? R&D management in Germany's chemical and electrical engineering industries around 1900, *Explorations in Economic History*, vol. 47, n° 1, pp. 100-111.

CALIENDO, M., KOPEINIG, S. (2008), Some practical Guidance for the Implementation of propensity score matching, *Journal of Economic Surveys*, vol. 22, n° 1, pp. 31-72.

COHEN, W.M., LEVINTHAL, D. (1990), Absorptive capacity: a new perspective on learning and innovation, *Administrative Science Quarterly*, vol. 35, n° 1, pp. 128-152.

CRÉPON, B., DUGUET, E., MAIRESSE, J. (1998), Research, innovation, and productivity: an econometric analysis at the firm level, *Economics of Innovation and New Technology*, vol. 7, n° 2, pp. 115-158.

DAHL, M. (2002), Embedded knowledge flows through labor mobility in regional clusters in Denmark, présenté à la DRUID's New Economy Conference, Copenhagen, June 2002.

DASGUPTA, P., DAVID, P. (1994), Toward a New Economics of Science, *Research Policy*, vol. 23, n° 5, pp. 487-521.

DECI, E.L. (1975), *Intrinsic motivation*, New York: Plenum.

DIAMOND, A.M. (1986), The life-cycle research productivity of mathematicians and scientists, *Journal of Gerontology*, vol. 41, n° 4, pp. 520-525.

EDERER, F., MANSO, G. (2009), Is pay-for performance detrimental to innovation?, Working Paper n° 936643, Department of Economics, Institute for Business and Economic Research, UC Berkeley.

EISENHARDT, K.M. (1989), Agency theory: an assessment review, *The Academy of Management Review*, vol. 14, n° 1, pp. 57-74.

FAMA, E. (1980), Agency problems and the theory of the firm, *Journal Political Economy*, vol. 88, n° 2, pp. 288-307.

FERRARY, M. (2008), Strategic spin-off: a new incentive contract for managing R&D researchers, *Journal of Technology Transfer*, vol. 33, n° 6, pp. 600-618.

FOX, M. (1983), Publication productivity among scientists: a critical review, *Social Studies of Science*, vol. 13, n° 2, pp. 283-305.

FRANCIS, B., HASAN, I., SHARMA, Z. (2009), Do incentives create innovation? Evidence from CEO compensation contracts, Working Paper, Rensselaer Polytechnic Institute.

FREY, B.S. (2007), Awards as compensation, *European Management Review*, vol. 4, n° 1, pp. 6-14.

FREY, B.S., JEGEN, R. (2001), Motivation Crowding Theory: a survey of empirical evidence, *Journal of Economic Surveys*, vol. 15, n° 5, pp. 589-611.

FREY, B.S., OSTERLOH, M. (2002), *Successful management by motivation. Balancing Intrinsic and Extrinsic Incentives*, New York : Springer.

FRÖLICH, M. (2007), Propensity score matching without conditional independence assumption-with an application to the gender wage gap in the United Kingdom, *Econometrics Journal*, vol. 10, n° 2, pp. 359-407.

GEORGE, G., ZAHRA, S.A., WOOD, D.R. (2002), The effects of business-university alliances on innovative output and financial performance: a study of publicly traded biotechnology companies, *Journal of Business Venturing*, vol. 17, n° 6, pp. 577-609.

GERSBACH, H., SCHMULTZLER, A. (2003), Endogenous technical spillovers: causes and consequences, *Journal of Economics and Management Strategy*, vol. 12, n° 2, pp. 179-205.

GIBBS, M., LEVENSON, A. (2002), The economic approach to personnel research, Dans : GROSSBARD-SCHECHTMAN, S., CLAGUE, C. (eds), *The Expansion of Economics: Toward a More Inclusive Social Science*, M.E, Sharpe : Armonk NY, pp. 99-139.

GIRET, J.F., PERRET, C., RECOTILLET, I. (2007), Le recrutement des jeunes docteurs dans le secteur privé, *Revue d'Economie Industrielle*, vol. 119, pp. 85-102.

GIRMA, S., GÖRG, H., HANLEY, A., STROBL, E. (2010), The effect of grant receipt on start-up size: Evidence from plant level data, *Journal of International Entrepreneurship*, vol. 8, n° 4, pp. 371-391.

GIURI P., MARIANI, M., BRUSONI, S., CRESPI, G., FRANCOZ, D., GAMBARDELLA, A., GARCIA-FONTES, W., GEUNA, A., GONZALES, R., HARHOFF, D., HOISL, K., LE BAS, C., LUZZI, A., MAGAZZINI, L., NESTA, L., NOMALER, O., PALOMERAS, N., PATEL, P., ROMANELLI, M., VERSPAGEN, B. (2007), Inventors and invention processes in Europe : Results from the PatVal-EU survey, *Research policy*, vol. 36, n° 8, pp. 1107-1127.

GRILICHES, Z. (1984), *R&D, Patents and Productivity*, Chicago, University of Chicago Press.

HALL, B.J., MURPHY, K.J. (2003), The Trouble with Stock Options, *The Journal of Economic Perspectives*, vol. 17, n° 3, pp. 49-70.

HAMILTON, B.H. (2000), Does entrepreneurship pay? An empirical analysis of the returns to self employment, *Journal of Political Economy*, vol. 108, n° 3, pp. 604-631.

HARHOFF, D., HOISL, K. (2007), Institutionalized incentives for ingenuity-patent value and the German employees' inventions Act, *Research Policy*, vol. 36, n° 8, pp. 1143-1162.

HECKMAN, J., ICHIMURA, H., TODD, P. (1997), Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job training Program, *Review of Economic Studies*, vol. 64, n° 4, pp. 605-654.

- HECKMAN, J., ICHIMURA, H., TODD, P. (1998), Matching as an Econometric Evaluation Estimator, *Review of Economic Studies*, vol. 65, n° 2, pp. 261-294.
- HOISL, K. (2007a), Tracing mobile inventors, the causality between inventor mobility and inventor productivity, *Research Policy*, vol. 36, n° 5, pp. 619-636.
- HOISL, K. (2007b), A closer look at inventive output, the role of age and career paths, Munich School of Management Discussion Paper N° 2007-12, Munich.
- HOLMSTROM, T.P. (1979), Moral hazard and observability, *Bell Journal of Economics*, vol. 10, n° 1, pp. 74-91.
- HONIG-HAFTEL, S., MARTIN, L. (1993), The Effectiveness of Reward Systems on Innovative Output: An Empirical Analysis, *Small Business Economics*, vol. 5, n° 4, pp. 261-269.
- JONES, C.I. (2005), Growth and Ideas, Dans : AGHION, P., DURLAUF, S.N. (eds), *Handbook of Economic Growth*, North-Holland, pp. 1063-1111.
- KIM, B., OH, H. (2002), An effective R&D performance measurement: survey of Korean R&D researchers, *Omega*, vol. 30, n° 1, pp. 19-31.
- KOCHANSKI, J., LEDFORD, G. (2001), How to keep me: Retaining technical professionals, *Research-Technology Management*, vol. 44, n° 3, pp. 31-38.
- KOENKER, R., HALLOCK, K. F. (2001), Quantile regression, *Journal of Economic Perspectives*, vol. 15, n° 4, pp. 143-156.
- KREPS, D.M. (1997), Intrinsic Motivation and Extrinsic Incentives, *The American Economic Review*, vol. 87, n° 2, pp. 359-364.
- LACETERA, N., ZIRULIA, L. (2008), Knowledge spillovers, Competition, and Taste for Science in a Model of R&D Incentive Provision, Working Paper, Università di Bologna.
- LACH, S., SCHANKERMAN, M. (2008), Incentives and invention in universities, *The Rand Journal of Economics*, vol. 39, n° 2, pp. 403-433.
- LAWLER, E.E. (2003), Reward Systems in Knowledge-based Organizations, Dans : JACKSON, S.E., HITT, M.A., DENISI, A.S. (eds), *Managing knowledge for sustained competitive advantage: Designing strategies for effective human resource management*, San Francisco : Jossey-Bass, pp. 274-302.
- LAZEAR, E. P., ROSEN, S. (1981), Rank-Order Tournaments as Optimum Labor Contracts, *The Journal of Political Economy*, vol. 89, n° 5, pp. 841-864.



LERNER, J., WULF, J. (2007), Innovation and incentives: Evidence from corporate R&D, *the Review of Economics and Statistics*, vol. 89, n° 4, pp. 634-644.

LEUVEN, E, SIANESI, B. (2003), PSMATCH2 : Stata module to perform full Mahalanobis and propensity score matching, common support graphing, and covariate imbalance testing. <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s432001.html>.

LEVIN, S.G., STEPHAN, P.E (1991), Research productivity over the cycle life: evidence for academic scientists, *The American Economic Review*, vol. 81, n° 1, pp. 114-132.

LIEBESKIND, J.P. (1996), Knowledge, strategy, and the theory of the firm, *Strategic Management Journal*, vol. 17, pp. 93-107.

MAIRESSE, J., MOHNEN, P. (2005), The importance of R&D for innovation : a reassessment using French survey data, *The Journal of Technology Transfer*, vol. 30, n° 1-2, pp. 183-197.

MALCOMSON, J. (1984), Work incentives, hierarchy, and internal labor markets, *Journal of Political Economy*, vol. 92, n° 3, pp. 443-464.

MARIANI, M., ROMANELLI, M. (2007), “Stacking” and “picking” inventions: the patenting behavior of European inventors, *Research Policy*, vol. 36, n° 8, pp. 1128-1142.

MCMILLAN, G.S. (2009), Gender differences in patenting activity: an examination of the US biotechnology industry, *Scientometrics*, vol. 80, n° 3, pp. 683-691.

MEHRAN, H., YERMACK, D. (1997), Compensation and Top Management Turnover, Working paper n° 98-051, Leonard N. Stern School of Business, New York University.

MENDEZ, A. (2006), Vers une globalisation de la gestion des ressources humaines ?, *Cahiers Français*, n° 333, pp. 38-43.

MERTON, R. (1973), *The Sociology of Science*, University of Chicago Press.

MOEN, J. (2005), Is mobility of technical personnel a source of R&D spillovers?, *Journal of Labor Economics*, vol. 23, n° 1, pp. 81-114.

NATIONAL SCIENTIFIC BOARD (2010), *Science and Engineering Indicators*, New York, NSF.

OBSERVATOIRE DE LA PROPRIÉTÉ INTELLECTUELLE (2008), Enquête sur la rémunération des inventeurs salariés, INPI.

OSTERLOH, M. (2005), Human Resources Management and Knowledge Creation, Dans : NONAKA, I., KAZUO, I. (eds), *Handbook of Knowledge Creation*, Oxford University Press.

OYER, P., SCHAEFER, S. (2005), Why do some firms give stock options to all employees?: An empirical examination of alternative theories, *Journal of Financial Economics*, vol. 76, n° 1, pp. 99-133.

PAJAK, S. (2011), Do firms rely on big secrets? An analysis of IP protection strategies with the CIS 4 survey, Working Paper, ENST Telecom ParisTech, Department of Economics.

PAKES, A., NITZAN, S. (1983), Optimum contracts for research personnel, research employment, and the establishment of "rival" enterprises, *Journal of Labor Economics*, vol. 1, n° 4, pp. 345-365.

PEETERS, C., POTTERIE, B.P. (2003), Measuring innovation competencies and performances: a survey of large firms in Belgium, Working Paper n° 04-005. RS, Université Libre de Bruxelles.

PRENDERGAST, C. (1999), The provision of incentives in Firms, *Journal of economic literature*, vol. 37, n° 1, pp. 7-63.

RADHAKRISHNAN, S., RONEN, J. (1999), Job challenge as a motivator in a principal-agent setting, *European Journal of Operational Research*, vol. 115, n° 1, pp. 138-157.

ROACH, M., SAUERMAN, H. (2010), A taste for science? PhD scientists' academic orientation and self selection into research careers in industry, *Research Policy*, vol. 39, n° 3, pp. 422-434.

ROSENBAUM, P. (2002), *Observational studies*, New York: Springer-Verlag.

ROSENBAUM, P., RUBIN, D. (1983), The central role of the propensity score in observational studies for causal effects, *Biometrika*, vol. 70, n° 1, pp. 41-55.

ROSSMAN, J. (1931), The Motives of Inventors, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 45, n° 3, pp. 522-528.

ROTHAERMEL, F.T., HESS, A.M. (2007), Building dynamic capabilities: innovation driven by individual, firm, and network-level effects, *Organization Science*, vol. 18, n° 6, pp. 898-921.

SALOP, S.C. (1979), A model of the natural rate of unemployment, *American Economic Review*, vol. 69, n° 1, pp. 117-125.

SANTORO, M., CHAKRABARTI, A. (2002), Firm size and technology centrality in industry-university interactions, *Research Policy*, vol. 31, n° 7, pp. 1163-1180.

SAUERMAN, H., COHEN, W. (2010), What makes them tick? Employee Motives and Industrial Innovation, *Management Science*, vol. 56, n° 12, pp. 2134-2153.

SHAPIRO, C., STIGLITZ, J.E. (1984), Equilibrium Unemployment as a Worker Discipline Device, *The American Economic Review*, vol. 74, n° 3, pp. 433-444.

SMITH, J., TODD, P. (2005), Does Matching Overcome LaLonde's Critique of Nonexperimental Estimators?, *Journal of Econometrics*, vol. 125, n° 1-2, pp. 305-353.

STERN, S. (2004), Do scientists pay to be scientists?, *Management Science*, vol. 50, n° 6, pp. 835-853.

TITUS, M.A. (2007), Detecting selection bias, using propensity score matching, an estimating treatment effects: An application to the private returns to a Master's Degree, *Research in Higher Education*, vol. 48, n° 7, pp. 487-521.

TOIVANEN O., VÄÄNÄNEN L. (2011), Returns to Inventors, *Review of Economics and Statistics*, à paraître.

TOSI, H.L., GOMEZ-MEJIA, L.R. (1989), The decoupling of CEO pay and performance: An agency theory perspective, *Administrative Science Quarterly*, vol. 34, n° 2, pp. 169-189.

TRAIJTENBERG, M. (2005), Recombinant ideas: the mobility of inventors and the productivity of research, présenté à la CEPR-Conference, Munich, May 26-28, 2005.

VEUGELERS, R. CASSIMAN, (2005), R&D cooperation between firms and universities : some empirical evidence from Belgium, *The International Journal of Industrial Organization*, vol. 23, n° 5-6, pp. 355-379.

WHITTINGTON, K., SMITH-DOERR, L. (2005), Gender and commercial science: women's patenting in the life sciences, *Journal of Technology Transfer*, vol. 30, n° 4, pp. 355-370.

ZENGER, T.R. (1994), Explaining Organizational Diseconomies of Scale in R&D: Agency Problems and the Allocation of Engineering Talent, Ideas, and Effort by Firm Size, *Management Science*, vol. 40, n° 6, pp. 708-729.

ZENGER, T.R., LAZZARINI, S.G. (2004), Compensating for innovation: Do small firms offer higher-powered incentives that lure talent and motivate effort?, *Managerial and Decision Economics*, vol. 25, n° 6-7, pp. 329-345.

ZUCKER, L.G, DARBY, M.R. (1996), Star scientists and institutional transformation: patterns of invention and innovation in the formation of the biotechnology industry, *Proceedings of the National Academy of Science*, vol. 93, n° 23, pp. 12709-12716.

**ANNEXES CHAPITRE II**

Annexe G : Réglementation sur la rémunération des inventeurs salariés

La loi distingue trois catégories d'invention de salariés :

- Les « inventions de missions »;
- Les « inventions hors mission attribuables »;
- Les « inventions hors mission non attribuables »;

A chaque catégorie d'invention s'applique un régime différent. Il détermine :

- qui est propriétaire de l'invention,
- la nature de la contrepartie financière à accorder à l'inventeur salarié, si l'invention revient à l'employeur.

Les règles applicables aux inventions de salariés sont obligatoires. Seuls une convention collective ou un contrat peuvent changer ces règles, et ce uniquement dans un sens plus favorable au salarié. Tout salarié qui réalise une invention a l'obligation d'en faire déclaration à son employeur. Cette obligation concerne tous les salariés et toutes les inventions, qu'il s'agisse d'une invention de mission ou hors mission. Le salarié doit déclarer son invention à son employeur en lui proposant un classement, c'est à dire la catégorie dans laquelle il classe son invention. S'il existe plusieurs inventeurs, ceux-ci peuvent établir une déclaration conjointe. En résumé :

	Les inventions de mission	Les inventions hors mission	
		Attribuables	Non attribuables
Définition	Inventions réalisées par le salarié dans l'exécution : - d'un contrat de travail comportant une mission inventive permanente qui correspond aux fonctions effectives du salarié - d'études ou de recherches qui lui sont confiées explicitement, soit une mission inventive occasionnelle	Inventions autres que les inventions de mission mais présentant un lien avec l'entreprise : - car elles entrent dans son domaine d'activité - car elles sont faites par le salarié dans l'exécution de ses fonctions ou grâce aux moyens, techniques et connaissances mis à sa disposition par l'entreprise	Inventions : - réalisées en dehors de toute mission confiée - ne présentant aucun lien avec l'entreprise
Propriété de l'invention	L'employeur, et lui seul, dès la conception de l'invention. L'inventeur a le droit d'être cité comme tel, sauf s'il s'y oppose.	Le salarié, mais l'employeur peut se faire attribuer la propriété de l'invention ou uniquement sa jouissance.	Le salarié
Contrepartie financière	Droit du salarié à une rémunération supplémentaire fixée par la convention collective, l'accord d'entreprise ou le contrat de travail.	L'employeur doit payer 'le juste prix' au salarié, si l'employeur exerce son droit d'attribution.	Aucun droit à rémunération, mais libre utilisation par le salarié qui en retire les bénéfices

Source : Institut National de la Propriété Intellectuelle

Annexe H : Figures : Score de propension

Figure 4 : Score de propension pour l'ensemble des ingénieurs

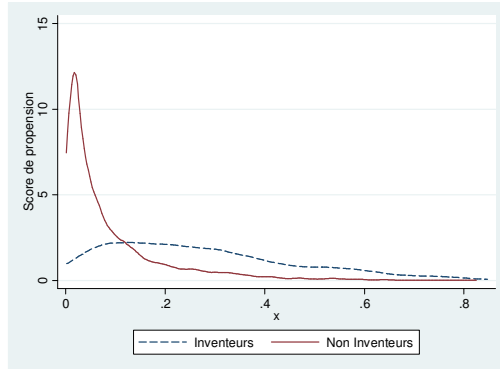


Figure 5 : Score de propension : Ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité inter-entreprise

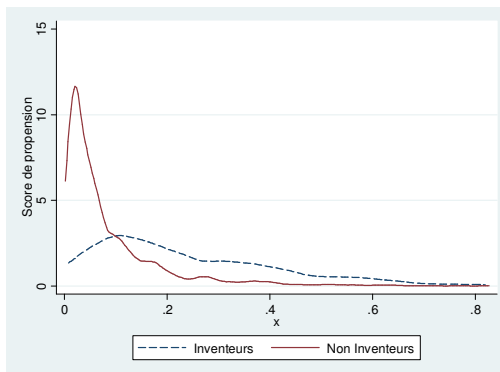
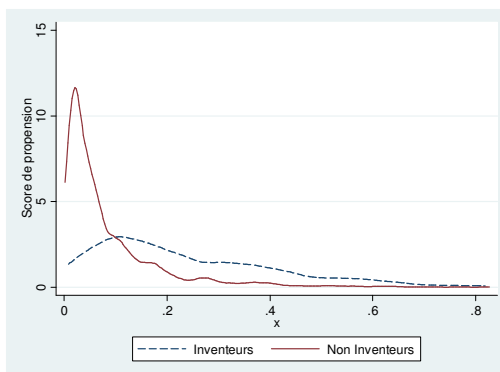


Figure 6 : Score de propension : Ingénieurs ayant connu une mobilité inter-entreprise



Annexe I : Test de la propriété d'équilibre

Tableau 30 : Tests de la propriété d' « équilibre »

	Ensemble des ingénieurs		Ingénieurs sans mobilité		Ingénieurs avec mobilité	
	Sign. t-test	Diff. stand.	Sign.t-test	Diff. stand.	Sign.t-test	Diff. stand.
<b>Caractéristiques individuelles</b>						
Genre	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
Doctorat	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
Ancienneté sur le marché du travail Ancienneté au carré	Ns Ns	<20	* Ns	<20	Ns	<20
Activité dominante de l'ingénieur	*	<20	Ns	<20	*	<20
Participation à un projet de l'UE	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
<b>Caractéristiques de l'entreprise</b>						
Secteur de l'entreprise	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
Taille de l'entreprise	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
Politique de veille concurrentielle stratégique	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
Dépenses de R&D de l'entreprise	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20
Partenariat avec des universités	Ns	<20	Ns	<20	Ns	<20

Note : \*\*\* sign. à 1 %, \*\* sign. à 5 %, \* sign à 10 %.



## Annexe J : Résultats des probits : Devenir inventeur

Tableau 31 : Résultats du probit : estimation du score de propension

	Ensemble	Sans Mobilité	Avec mobilité	Docteurs	Expatriés
<b><u>Caractéristiques individuelles</u></b>					
Genre ref. Homme	-0,23***	-0,20***	-0,29***	-0,28**	0,17
Femme					
Doctorat	0,55***	0,54***	0,57***		
Ancienneté sur le marché du travail	0,05***	0,06***	0,03**	0,09***	0,08***
Ancienneté au carré	-0,001***	-0,002***	-0,001**	-	-
Activité dominante ref. <i>Autres</i> Recherche, Étude, Essais	0,77***	0,84***	0,66***	0,61***	0,74***
Participation à un projet de l'UE	0,58***	0,57***	0,62***	0,27**	0,46***
<b><u>Caractéristiques de l'entreprise</u></b>					
Secteur de l'entreprise ref. <i>Autres</i>					
Minerais	0,49***	0,38***	0,64***	0,29	
Production minéraux	0,66***	0,82***	0,48**	0,84***	
Industrie chimique	0,42***	0,42***	0,43***	0,39**	
Fabrication d'équipement mécanique	0,59***	0,67***	0,45***		0,55***
Matériel électrique	0,34***	0,46***	0,10	0,19	
Construction automobile	0,43***	0,52***	0,28***		
Industrie textile	0,51**	0,57**	0,42		0,44***
Papier carton	0,51***	0,54***	0,45**	1,66***	0,36***
Autre industrie	0,60***	0,59***	0,63***		
Taille de l'entreprise ref. Moins de 2000					
Plus de 2000	0,06*	0,10**	-0,00	-0,09	
Politique de veille concurrentielle stratégique ref. <i>Non</i>					
Oui	0,20***	0,16**	0,27***	0,43**	
Ne sait pas	-0,02	-0,02	-0,02	0,07	
Dépenses de R&D de l'entreprise ref. <i>Entre</i> <i>0 et 5 %</i>	0,06	0,09	0,03	0,18	
Plus de 5 %	-0,21***	-0,17***	-0,26***	-0,21	
Ne sait pas					
Partenariat avec des universités ref. <i>Non</i>					
Oui	0,17***	0,19***	0,14**	0,47***	
Ne sait pas	-0,09	-0,07	-0,12	-0,28	
Pays ref. <i>Autres pays</i>					
Allemagne					0,43***
Belgique					0,35**
Grande Bretagne					0,11
Suisse					0,20
Autre pays européens					-0,15
USA					0,52***
Constante	-2,67***	-2,77***	-2,52***	-2,37***	-2,60***
N	13780	8456	5324	746	2177
Pseudo R <sup>2</sup>	0,22	0,24	0,19	0,16	0,22

Note : \*\*\* sign. à 1 %, \*\* sign. à 5 %, \* sign à 10 %.

## Annexe K : Résultats des MCO : Rendement de l'innovation

Tableau 32 : Résultats des régressions par MCO

Variables dépendante : log du salaire annuel	Ensemble	ingénieurs sans mobilité	ingénieurs avec mobilité	Docteurs	Expatriés
<b>Brevet</b>	<b>0,029***</b>	<b>0,027***</b>	<b>0,036***</b>	<b>0,059***</b>	<b>-0,01</b>
<b>Caractéristiques individuelles</b>					
Genre ref. Homme Femme	-0,08***	-0,07***	-0,11***	-0,04*	-0,10
Doctorat	0,02**	0,03*	0,02		0,08***
Ancienneté sur le marché du travail Ancienneté au carré	0,06*** -0,001***	0,06*** -0,001***	0,07*** -0,001***	0,05*** - 0,000***	0,08*** - 0,001***
Activité dominante <i>ref. Autres</i> Recherche, Étude, Essais	-0,08***	-0,07***	-0,9***	-0,11***	-0,10***
Participation à un projet de l'UE	0,01	0,01	0,01	0,02	-0,05*
<b>Caractéristiques de l'entreprise</b>					
Secteur de l'entreprise <i>ref. Autres</i> Minerais Production minéraux Industrie chimique Fabrication d'équipement mécanique Matériel électrique Construction automobile Industrie textile Papier carton Autre industrie	0,02 0,10*** 0,06*** -0,04*** -0,02** 0,01** -0,01 0,03 -0,03**	0,01 0,11*** 0,07*** -0,04*** -0,02** 0,02* -0,02 0,01 -0,03**	0,04 0,08*** 0,04** -0,04** -0,01 0,01 0,00 0,05* -0,02	0,04 0,09* 0,10*** -0,01 -0,06 0,05 0,06 0,09 0,01	-0,05 -0,02 -0,04*
Taille de l'entreprise <i>ref. moins de 2000</i> Plus de 2000	0,07***	0,07***	0,08***	0,07***	
Pays <i>ref. Autres pays</i> Allemagne Belgique Grande Bretagne Suisse Autres pays d'Europe USA					0,08*** -0,055 -0,04 0,17*** -0,06*** 0,31***
Constante	10,32***	10,34***	10,28***	10,42***	10,5***
N	13780	8456	5324	746	2177
R <sup>2</sup> ajusté	0,62	0,65	0,56	0,60	0,55

Note : \*\*\* sign. à 1 %, \*\* sign. à 5 %, \* sign. à 10 %.

Annexe L : Robustesse des résultats

Tableau 33 : Test de Rosenbaum<sup>41</sup>

	Ensemble des ingénieurs	Ingénieurs sans mobilité	Ingénieurs avec mobilité	Docteurs	Expatriés
1	0,000394	0,004055	0,000429	0,00261	0,087653
1,05	0,005604	0,023497	0,002168	0,007187	<b>0,15527</b>
1,1	0,039625	0,087373	0,008289	0,01701	0,245326
1,15	<b>0,156344</b>	<b>0,224667</b>	0,02495	0,03534	0,352253
1,20	0,383483	0,427845	0,061155	0,065603	0,467087
1,25	0,650865	0,644033	<b>0,125669</b>	<b>0,110474</b>	0,580005
1,30	0,851982	0,815648	0,222098	0,170971	0,682723
1,35	0,953313	0,920565	0,345371	0,245935	0,769924
1,40	0,98894	0,971335	0,482427	0,332095	0,839533
1,45	0,997999	0,99125	0,616879	0,424671	0,89212
1,50	0,999718	0,997715	0,734723	0,5183	0,92993
1,55	0,999969	0,999483	0,828023	0,60796	0,955928
1,60	0,999997	0,999898	0,895389	0,689684	0,973098
1,65	1	0,999982	0,940124	0,760906	0,984029
1,70	1	0,999997	0,967649	0,820494	0,990761
1,75	1	1	0,983445	0,868524	0,994782
1,80	1	1	0,99195	0,90594	0,997118
1,85	1	1	0,996268	0,93419	0,998441
1,90	1	1	0,998346	0,954914	0,999173
1,95	1	1	0,999297	0,969718	0,999569
2,00	1	1	0,999713	0,980039	0,999779

<sup>41</sup> Ce test a été effectué avec la commande rbounds sous Stata. Ce test ne peut être effectué qu'après l'appariement par le plus proche voisin.

Tableau 34 : Test de Mantel-Haenszel<sup>42</sup>

	Ensemble des ingénieurs	Ingénieurs sans mobilité	Ingénieurs avec mobilité	Expatriés
1	0,024216	0,142897	0,557636	0,000241
1,05	0,043186	0,194259	0,490781	0,000473
1,1	0,070956	0,252413	0,427219	0,000879
1,15	<b>0,108571</b>	0,315433	0,368151	0,001541
1,20	0,156222	0,381237	0,314314	0,002568
1,25	0,213138	0,447747	0,26607	0,004089
1,30	0,27768	0,513074	0,223477	0,006252
1,35	0,347577	0,519505	0,186364	0,009219
1,40	0,420227	0,459087	0,154399	0,013161
1,45	0,49302	0,401647	0,127152	0,018248
1,50	0,512498	0,348068	0,104139	0,024645
1,55	0,444377	0,29894	0,084862	0,032501
1,60	0,37992	0,254583	0,068834	0,041945
1,65	0,320442	0,215091	0,055597	0,053078
1,70	0,266797	0,180374	0,044731	0,06597
1,75	0,21941	0,150207	0,035859	0,080661
1,80	0,178338	0,124267	0,028652	0,097151
1,85	0,143357	0,102177	0,022823	<b>0,11541</b>
1,90	0,114036	0,083533	0,018129	0,135375
1,95	0,089818	0,067923	0,014363	0,15695
2,00	0,070086	0,054951	0,011352	0,180017

<sup>42</sup> Ce test a été effectué à partir de la commande mhbounds développée par Becker et Caliendo. Ce test ne peut être effectué qu'après un appariement par le plus proche voisin sans remplacement.

**CHAPITRE III :  
MARCHÉ DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES,  
PROXIMITÉ GÉOGRAPHIQUE ET PÔLES DE  
COMPÉTITIVITÉ**

## **1. Introduction**

La dimension spatiale de l'innovation et plus particulièrement l'existence d'une polarisation géographique des activités d'innovation ont été largement analysées par les économistes (Audretsch et *al.*, 2005). Jaffe (1989) est un des premiers économistes à modifier la fonction de production de connaissance en ne prenant plus en compte comme unité l'entreprise mais l'unité spatiale essayant de mesurer ainsi l'importance de ce qui a été nommé dans la littérature « spillovers ». Les études empiriques montrent que les externalités et le transfert de connaissances entre universités et entreprises locales accroissent les performances innovatrices des entreprises. Cette transmission de connaissances au niveau local peut prendre plusieurs formes telles que la collaboration entre universités et entreprises, la création d'entreprises, plus particulièrement de start-up ou encore le recrutement de jeunes diplômés (Varga, 2000). Les effets de proximité sont aujourd'hui reconnus dans la littérature académique et par les décideurs publics. On peut le voir notamment par la création depuis 2004 des pôles de compétitivité en France à l'image de la troisième Italie ou de la célèbre Silicon Valley (Torre, 2008).

L'importance du rôle du capital humain hautement qualifié dans le transfert des connaissances est soulignée dans la littérature (Malecki, 1997). Selon Varga (2000), le transfert de connaissances du monde académique à l'industrie peut se mesurer par le nombre de diplômés embauchés dans la région. Pourtant, peu d'études portent sur les effets de proximité dans le recrutement des jeunes diplômés, notamment au sein des activités de R&D. En France, les travaux concernant les effets de proximité s'intéressent généralement à la collaboration entre les organismes publics et les entreprises mesurée par le nombre de contrats signés (Grossetti, 1995, 2000 et Estades et *al.*, 1996) ou les co-inventions (Hussler et Ronde, 2005). A notre connaissance, aucune étude française ne porte sur la localisation des jeunes diplômés en sciences et ingénierie (S&I) à la fin de leurs études. Des travaux en Angleterre (Braswell, Gottesman, 2001), en Allemagne (Busch, Weigert, 2010), ou encore aux USA (Gottlieb, Joseph, 2006, Sumell et *al.*, 2009, Tornatzky et *al.*, 2001) analysent la migration des jeunes diplômés en S&I à la fin de leurs études. Par contre, ces travaux ne distinguent pas le type d'emploi occupé par le jeune diplômé et plus particulièrement s'il s'agit d'un emploi dans les activités de R&D ou dans d'autres types d'activités. Or, la littérature de l'économie de la connaissance met l'accent sur le rôle de la proximité

géographique pour les activités d'innovation des entreprises. Les entreprises ont tout intérêt à entretenir des liens étroits avec les universités locales pour avoir accès à de nouvelles connaissances et profiter des réseaux des jeunes diplômés. Un des objectifs affichés des pôles de compétitivité est, d'ailleurs, d'intensifier les marchés locaux du travail en renforçant les liens entre les établissements de formation et les entreprises.

Il nous semble donc intéressant d'analyser s'il existe des effets de proximité spatiale dans le recrutement de jeunes diplômés en S&I par les entreprises notamment pour leurs activités de R&D. Dans ce chapitre, nous nous interrogeons sur plusieurs points. Existe-t-il une proximité spatiale plus importante dans le recrutement des diplômés au sein des activités de R&D par rapport aux diplômés dans d'autres types d'activités ? L'effet de proximité R&D est-il intensifié au sein des pôles de compétitivité ? Le rendement salarial de la mobilité pour le jeune diplômé diffère-t-il selon les deux types d'activités ?

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons l'arbitrage revenu-distance présenté dans la littérature sur la mobilité géographique et montrons comment l'apport de l'économie de la connaissance peut remettre en cause dans une certaine mesure cet arbitrage. Nous nous interrogeons plus particulièrement en quoi les diplômés locaux possèdent un capital humain technique et scientifique (Bozeman et *al.*, 2001) que les entreprises peuvent chercher à valoriser pour leurs activités de R&D. Nous rappelons également la « nouvelle politique industrielle » en France avec notamment la mise en place des pôles de compétitivité sur le modèle des clusters américains. Nous présentons ensuite la méthodologie utilisée et plus particulièrement comment l'existence de biais de sélection est prise en considération. Enfin, dans la dernière partie de ce chapitre, nous présentons les résultats avec une attention toute particulière pour les pôles de compétitivité.

## **2. Migration et économie de la connaissance**

La migration des jeunes diplômés est généralement traitée au sein de l'analyse néoclassique standard notamment dans le cadre de la théorie de la prospection d'emploi spatiale. Selon cette théorie, l'élargissement de la prospection d'emplois accroît l'offre d'emplois et les individus décideront de migrer en vue d'un salaire espéré plus élevé. Il existe

une relation croissante entre le salaire et la distance parcourue par l'individu. Or, l'économie de la connaissance montre l'importance du territoire, de l'existence de « knowledge spillovers » pour les activités de R&D. Il est également apparu les notions de districts industriels, de clusters préconisant l'instauration d'un marché du travail local favorisant l'innovation des entreprises. Le gouvernement français a d'ailleurs mis en place les pôles de compétitivité en 2004 dont l'un des objectifs est l'émergence d'un marché du travail local. Cela nous amène à considérer la migration des jeunes diplômés notamment dans le cas des activités de R&D sous un autre angle que la théorie standard. Nous présentons ces différentes théories dans cette partie.

### **2.1. « L'arbitrage salaire-distance »**

Au sein de la littérature économique, il est considéré que les individus sont maximisateurs et qu'ils connaîtront une migration seulement s'ils en retirent des bénéfices. Cette approche a été formalisée au sein de la théorie de prospection d'emploi avec prise en compte de la dimension spatiale. Nous présentons cette théorie dans cette section.

Selon la théorie standard de la prospection d'emploi développée initialement par Stigler (1962) puis reprise par Lippman, McCall (1976) et Mortenson (1986), l'individu dispose d'une information imparfaite sur les salaires correspondant à chaque emploi et adopte un comportement optimisateur lors de sa recherche d'emploi. L'individu va procéder à un arbitrage coût-avantage. Les coûts représentent les salaires non perçus, le temps passé à la recherche d'emploi.... Les bénéfices sont la perception d'un meilleur salaire. L'individu conviendra d'un salaire de réserve égalisant les coûts et gains marginaux de la recherche d'emploi. Il arrêtera donc sa recherche d'emploi lorsqu'on lui proposera un emploi avec un salaire supérieur ou égal à son salaire de réserve. Cette théorie a ensuite été approfondie en prenant en compte la dimension spatiale de la recherche d'emploi notamment par Herzog et *al.* (1993) et Holzer et *al.* (1994). Dans cette théorie, il est rajouté aux coûts de prospection les coûts de migration. Selon Sjaastad (1962), ces coûts de migration comprennent deux coûts différents, les coûts monétaires et non monétaires. Les coûts monétaires comprennent les coûts de transport, de logement.... Ces coûts semblent négligeables par rapport aux coûts non monétaires (Schwartz, 1973) correspondant aux coûts psychologiques et aux coûts d'information. Les coûts psychologiques représentent principalement le fait de devoir quitter



sa famille et ses amis. Ces coûts s'accroissent substantiellement avec la distance parcourue par l'individu (Greenwood, 1975, Schwartz, 1973). En effet, plus la distance est importante, plus la rencontre avec ses proches risque d'être moins fréquente. D'autre part, il est supposé que l'information disponible sur les différentes opportunités d'emploi est seulement partielle (Schwartz, 1973). Le coût de recherche de l'information est une fonction croissante de la distance (Greenwood, 1997). La distance diminue la connaissance d'opportunité d'emploi (Levy, Wadycki, 1974) et la disponibilité de l'information, ce qui accroît l'incertitude de l'individu (Greenwood, 1975). Les bénéfices de la migration comprennent également une composante monétaire et une composante non monétaire. La composante monétaire comprend le supplément de salaire que l'individu anticipe percevoir en connaissant une mobilité. Les bénéfices non monétaires représentent l'offre de biens et services dont peut disposer localement l'individu, plus généralement les biens publics locaux et les aménités (Graves et *al.*, 1979, Jayet, 1996), ceux-ci comprennent par exemple le climat et les services publics....

L'individu décidera donc de migrer si le rendement de la mobilité est positif, si les bénéfices espérés de la mobilité sont supérieurs aux coûts. Dans le cas de la théorie de la prospection d'emploi, l'individu arrêtera sa prospection d'emploi si le salaire proposé est supérieur au salaire de réserve de l'individu et compense ses coûts de migration. Les études montrent par ailleurs que les bénéfices de la migration doivent être importants pour compenser les coûts liés à la migration (Greenwood, 1975). Selon Sjaastad (1962), un individu parcourra une distance de 146 miles à partir d'un accroissement de salaire de 106 dollars.

Le comportement de migration dépend en général du niveau d'éducation de l'individu. La distance parcourue apparaît plus importante pour les populations les plus éduquées (Bowles, 1970, Sjaastad, 1962, Schwartz, 1973). Ce résultat peut s'expliquer par une recherche d'emploi plus efficace, une meilleure information sur les opportunités d'emplois, les plus diplômés ayant une capacité plus importante à obtenir et à traiter les informations disponibles. Les coûts de prospection pour les plus diplômés apparaissent donc plus faibles. Peu d'études empiriques concernant la migration des individus ont utilisé directement la distance parcourue, la mesure généralement utilisée est le fait de changer d'état ou de région. Les premières études empiriques semblent confirmer les prédictions théoriques. Aux USA, Bowles (1970) montre que le comportement de migration des

individus répond en premier lieu à des incitations économiques. Néanmoins, une difficulté dans l'étude des rendements de la mobilité est l'existence de biais d'auto-sélection (Nakosteen, Zimmer, 1980). Comme le soulignent Robinson et Tomes (1982), la migration dépend d'un comportement de maximisation individuelle, les différences individuelles non observées telles que la motivation influent donc sur la décision de migration et risquent d'entraîner des biais de sélection.

Aux USA, Gabriel et Schmitz (1995) trouvent des biais de sélection positifs pour les jeunes. Dahl (2002) montre l'existence de biais de sélection, particulièrement pour les plus diplômés, mais après avoir corrigé les salaires de ces biais, le rendement salarial de la mobilité est toujours positif. Peu d'études concernent le comportement de migration des individus sortant du système éducatif. Après avoir contrôlé l'existence de biais de sélection, Falaris (1988) trouve un rendement salarial positif de la migration pour les jeunes diplômés américains. Une étude récente de Dicintio et Grassi (2010) trouve un résultat similaire pour les jeunes diplômés italiens. En France, l'étude de Détang-Dessendre et *al.* (2004) montre un gain salarial positif uniquement pour les plus diplômés migrant en province. Margirier (2006) montre également un rendement salarial positif de la mobilité pour les jeunes diplômés, notamment pour les plus diplômés. Par contre, Lemistre et Magrini (2011) montrent qu'après avoir pris en compte les caractéristiques non observables, le rendement salarial de la distance est non significatif pour les diplômés à Bac + 5.

## **2.2. L'apport de l'économie de la connaissance : proximité et salaire**

Nous pouvons nous demander dans quelle mesure la migration peut s'avérer plus coûteuse pour les diplômés travaillant dans les activités de R&D. La littérature concernant le lien innovation-territoire nous amène, en effet, à nous demander si dans le cas des activités de R&D, la mobilité permet de tirer des bénéfices. Les diplômés locaux possèdent un capital humain spécifique que nous décidons ici de nommer capital humain technique et scientifique (Bozeman<sup>43</sup> et *al.*, 2001). Les auteurs définissent ce capital comme « *not only the individual human capital endowments normally included in such models, but also the sum total of researchers'*

---

<sup>43</sup> Il est important de souligner que les auteurs n'utilisent pas ce terme dans ce cadre spécifique.

*tacit knowledge, craft knowledge, and know-how* ». Ce capital comprend donc le capital humain, les connaissances tacites ainsi que le capital social du jeune diplômé. Les entreprises ont donc tout intérêt à recruter des diplômés locaux pour leur département de R&D. Contrairement à la théorie standard, nous pouvons supposer une décroissance du salaire avec la distance parcourue par le diplômé employé dans les activités de R&D. En effet, les connaissances tacites incorporées par le diplômé sont plus difficilement transférables lorsque la distance s'accroît et les réseaux sociaux locaux du diplômé sont également plus difficilement mobilisables lorsque la distance devient importante. Nous développons ces différents aspects dans cette section.

Tout d'abord, l'économie de la connaissance met l'accent sur l'importance des connaissances et du transfert de celles-ci pour les entreprises (Foray, 2000). Porter (2000) et Dussauge et *al.* (2000) soulignent que l'avantage compétitif des entreprises provient justement de leur accès aux connaissances. Dans la littérature, depuis Polanyi (1958, 1962, 1966), il apparaît deux formes de connaissances qui sont les connaissances codifiées (explicites) et les connaissances tacites (implicites). Les connaissances codifiées regroupent les informations, faits et connaissances scientifiques qui peuvent être articulés, codifiés et transférés de façon formelle. Ce type de connaissances peut être facilement transformé en information et stocké dans des bases de données. Les connaissances tacites ont, elles, une dimension cognitive et sont plus difficiles à définir (Nonaka et Takeuchi, 1995). Elles représentent les connaissances acquises par l'expérience, par la pratique, les « savoir-faire ». Elles sont donc plus difficiles à formaliser et à communiquer. Selon Polanyi (1966), « *nous savons plus que nous pouvons exprimer* ». Cette distinction a été utilisée afin d'expliquer le rôle de la distance physique dans les activités d'innovation (Lissoni, 2001). En effet, les connaissances tacites apparaissent plus localisées que les connaissances codifiées. Selon Audretsch et Feldman (1996), alors que le coût de transmission de l'information est invariant avec la distance, le coût de transmission des connaissances tacites s'accroît avec la distance. Plusieurs éléments peuvent être avancés afin d'expliquer la nature spatiale de ce type de connaissances (Gertler, 2003). Tout d'abord, comme nous l'avons souligné auparavant, cette connaissance s'acquiert par l'expérience ou l'apprentissage, elle est donc incorporée à l'individu et ne peut être transmise que par des contacts de face à face. Ces connaissances naissent, par ailleurs, dans un contexte particulier, elles ne peuvent être échangées uniquement qu'entre deux parties partageant des valeurs communes, plus généralement un

contexte social en commun. Plus la nature de la connaissance est tacite, plus il sera alors difficile pour l'entreprise de l'assimiler (Howells, 1996).

Plusieurs études empiriques, majoritairement nord-américaines, montrent le rôle de la proximité spatiale dans le transfert de ce type de connaissances. Une des premières études empiriques est celle de Jaffe (1989). Il montre que le nombre de brevets déposés par les entreprises est positivement lié au montant des dépenses de R&D effectuées par les universités locales. Anselin et *al.* (1997, 2000) sont, quant à eux, les premiers à chercher à mesurer la distance dans le transfert de connaissances. Analysant l'innovation au niveau des MSA<sup>44</sup>, ils trouvent que les dépenses de R&D des universités ont un effet positif sur les performances des entreprises dans un rayon de 50 miles et non au delà.

Il semble également que le transfert de connaissances université-industrie soit plus localisé que le transfert de connaissances industrie-industrie (Adams, 2002). Les PME apparaissent par ailleurs bénéficier plus largement des externalités des connaissances et des transferts de connaissances au niveau local que les grandes entreprises (Audretsch et *al.*, 1996, Acs et *al.*, 1994, Link et Rees, 1990, MacPherson, 1997). Ce résultat s'explique par une stratégie d'innovation différente entre les petites et les grandes entreprises. Acs et *al.* (1994) montrent que les activités d'innovation des grandes entreprises proviennent majoritairement de leur département de R&D interne alors que pour les petites entreprises, le transfert de connaissances provenant des universités est leur principale source d'innovation.

La façon dont le transfert des connaissances s'opère reste néanmoins floue (Acs et *al.*, 1999). Un des canaux mis en avant est la mobilité des individus entre différentes institutions et plus particulièrement entre le secteur académique et le secteur privé (Feldman, 1999). Zucker et *al.* (1996, 1997) montrent que dans le secteur des biotechnologies, les entreprises se sont implantées là où les scientifiques les plus productifs, les « stars », sont présents afin de pouvoir bénéficier de leurs connaissances. Par contre, l'étude d'Audretsch et Stephan (1996) souligne que la proximité géographique dans la collaboration entre les entreprises de biotechnologie et les chercheurs académiques dépendra du rôle du scientifique. Il apparaît que la proximité géographique est importante uniquement lorsque la collaboration implique le transfert d'une nouvelle connaissance.

---

<sup>44</sup> Metropolitan Statistical Area (aire urbaine statistique de référence aux États-Unis).

L'embauche de jeunes diplômés locaux par les entreprises est également un des canaux possibles dans le transfert de connaissances (Summel et *al.*, 2009, Brenner, 2007). En effet, au moment de l'embauche, le jeune diplômé possède d'importantes connaissances tacites acquises à l'université (Schartinger et *al.*, 2002) qu'il pourra ainsi transmettre à l'entreprise. Ce type de transfert a néanmoins fait l'objet de peu d'études empiriques. La première étude est celle de Beeson et Montgomery (1993). Les auteurs montrent que la probabilité d'être employé, comme scientifique ou ingénieur, ainsi que d'être employé dans une entreprise de haute technologie au sein d'une région, s'accroît avec le montant des dépenses en R&D effectuées par l'université locale.

D'autre part, afin d'assimiler de nouvelles connaissances, l'entreprise doit créer un socle de connaissances (Hussler, 2004). Elle a besoin d'une capacité d'absorption (Cohen et Levinthal, 1989). Or, les individus ne peuvent absorber des connaissances trop éloignées de leurs connaissances de base (Grant, 1996). Les diplômés locaux sont plus aptes à « absorber » les connaissances provenant de leur établissement d'origine, ils deviennent ce qui a été nommé « *gatekeeper of knowledge* » (Allen, 1977). Le diplômé local pourra donc servir d'interface entre l'université locale et l'entreprise, ce qui permettra à celle-ci d'avoir accès aux dernières connaissances et avancées scientifiques (Varga, 2000). Cockburn et Henderson (1998) montrent que les entreprises les plus innovatrices sont les entreprises qui ont une capacité d'absorption importante. Par contre, le diplômé pourra avoir accès aux dernières connaissances uniquement s'il fait parti des réseaux de l'université (Boschma, 2005). En effet, selon Torre (2008), la dimension spatiale de l'innovation ne peut s'expliquer uniquement par le transfert de connaissances tacites, il est important de prendre également en compte les logiques de réseaux sociaux. Saxenian (1994) et Almeida et Kogut (1999) soulignent que la proximité des activités d'innovation diffère selon les régions américaines. Ces auteurs montrent que cette différence peut s'expliquer par la présence ou non d'un marché de travail local composé de divers réseaux sociaux. La proximité géographique n'est donc pas une condition suffisante, il est important de faire partie d'un réseau de partage de connaissances. Des études françaises (Grossetti et Bes, 2001, Estades et *al.*, 1996) s'intéressant aux coopérations entre les laboratoires et les entreprises montrent que les coopérations naissent des réseaux personnels des membres de ces organisations parce qu'ils proviennent de la même université ou ils appartiennent aux mêmes réseaux sociaux et familiaux. La proximité géographique ne serait donc pas tant une cause économique, mais un effet social de l'encastrement des relations économiques dans les relations interindividuelles

(Rallet et Torre, 2005), la proximité favorisant la naissance de ces réseaux et les relations de confiance. Le recrutement du jeune diplômé local permet donc, d'une part, à l'entreprise de renforcer ou d'établir son réseau avec l'université locale. D'autre part, les entreprises peuvent préférer un recrutement local dû aux réseaux, à la relation de confiance qu'ils entretiennent avec l'université (Gertler, 2003). Par leurs réseaux sociaux, les diplômés locaux auront plus de chances d'accéder aux connaissances de l'université locale que les diplômés non locaux (Ostergard, 2009). En cas d'un problème technique, ils pourront faire appel à leur réseau comme un camarade de classe ou un de leurs enseignants, plus généralement ils savent qui contacter à l'université. Enfin, étant donnée la forte incertitude caractérisant les activités de R&D, la proximité spatiale permettra aux entreprises et aux diplômés une réduction des coûts d'information et de recherche lors du recrutement (Audretsch *et al.*, 2005). Un marché du travail local facilite, en effet, le processus d'appariement entre employeurs et employés, ce qui peut aboutir à une augmentation de la productivité des entreprises localisées dans la même région du fait d'une meilleure qualité des appariements entre agents économiques et d'une plus forte probabilité de trouver l'agent économique avec lequel l'appariement peut s'effectuer (Duranton *et al.*, 2008). Les entreprises ont donc intérêt à attirer ces diplômés et à valoriser ce type de capital humain spécifique.

Selon Audretsch *et al.* (2005), par l'embauche de diplômés de proximité dans leurs activités de R&D, les entreprises pourront bénéficier d'un avantage compétitif par rapport à leurs concurrents. Contrairement à l'hypothèse néoclassique standard d'une force de travail homogène, ici les diplômés locaux pourraient posséder un capital humain spécifique plus fortement valorisé sur le marché du travail local.

Théorie de la prospection d'emploi spatiale appliquée aux activités de R&D<sup>45</sup>

Chaque agent est caractérisé par un vecteur d'attributs  $X$ . Soit  $w$  le salaire anticipé par l'agent et  $Y$  un vecteur de caractéristiques non monétaires de l'emploi (conditions de travail...), la valeur globale d'un emploi sera égale à  $v = V(w, Y, X)$ .

Au niveau du marché du travail local  $h$ , l'agent fait face à un coût de recherche  $c_h(X)$  et à une distribution d'offres  $F_h(v, X)$ . Si l'agent étend sa recherche à un marché du travail non local  $e$ , le coût de migration doit être pris en considération  $c_e(X)$ , le coût de recherche total est égal à  $c_g = c_h + c_e$ . L'agent recevra également des offres de ce marché dont la distribution est  $F_e(v, X)$ . La distribution globale des offres internes et externes peut être écrite :  $F_g(v) = F_h(v)F_e(v + m)$ . On considère que  $F_h$  et  $F_e$  sont indépendants et  $m$  représente les coûts nets de migration. La distance parcourue peut être utilisée comme un proxy des coûts de migration. La littérature a montré que la distance accroît fortement les coûts monétaires ainsi que les coûts non monétaires dus à la migration. Les coûts de migration sont une fonction croissante de la distance  $\frac{\partial m(d)}{\partial d} > 0$ .

On considère que l'agent a un seul salaire de réserve quelque soit sa stratégie  $V_g^*$ . L'agent acceptera l'offre d'emploi, seulement si la valeur globale de cet emploi excède le salaire de réserve de l'agent et les coûts nets de migration :  $v_{gi} > V_{gi}^* + m$ . Les migrants auront toujours a priori des salaires plus élevés que les non migrants, puisque l'agent acceptera l'offre provenant du marché extérieur seulement si :

$$v_e - m(d) > v_h > V_{gi}^*$$

La valeur globale de l'emploi ainsi que le salaire de réserve de l'agent ne peuvent être observés. Seul le salaire ex-post peut être observé. Puisque les coûts de migration sont une fonction croissante de la distance, le rendement marginal de la migration par rapport à la distance est donc forcément positif. On a  $\frac{\partial w(d)}{\partial d} > 0$ .

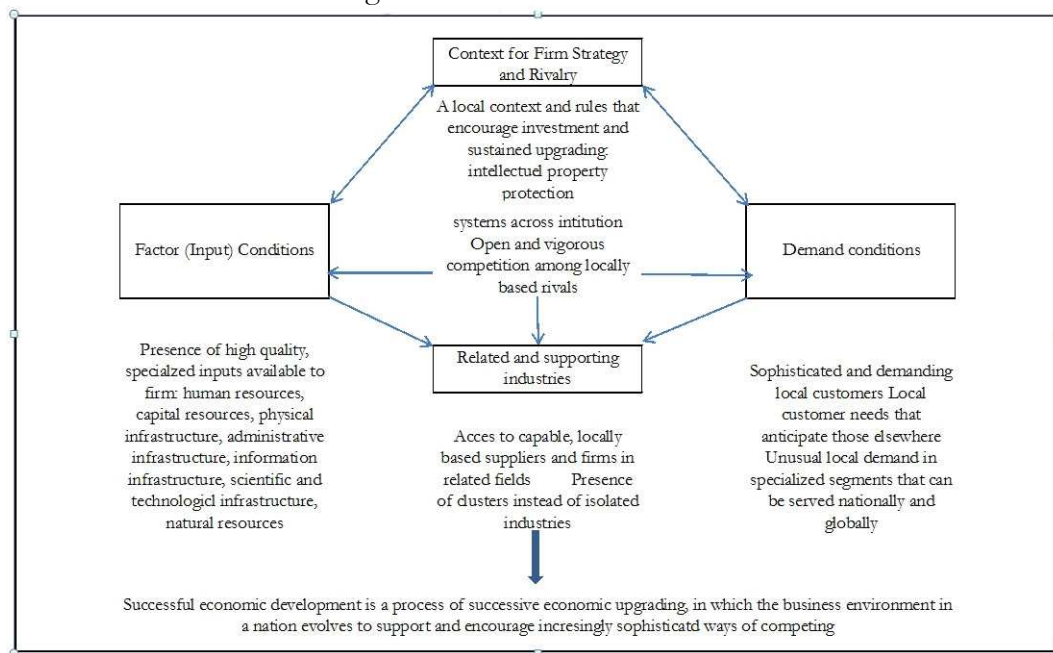
Dans le cas des activités de R&D, le capital humain scientifique du diplômé local peut être recherché et valorisé par les entreprises locales. Nous supposons donc que l'offre externe  $v_e$  est inférieure à l'offre locale  $v_h$  et que  $\frac{\partial(v_h - v_e)}{\partial d} > 0$ . Dans ce cas particulier, contrairement à la théorie standard, on risque d'avoir  $\frac{\partial w(d)}{\partial d} < 0$ .

<sup>45</sup> Pour une présentation plus détaillée de la formalisation de la théorie de la prospection d'emploi spatiale, se référer aux articles de Détand-Dessendre et al. (2005) et Magrini (2006), qui l'ont ensuite appliquée dans un cadre standard au marché du travail français.

### 2.3. Les « clusters français » : les pôles de compétitivité

Depuis les travaux de Marshall, les économistes ont analysé quelles formes d'agglomération territoriale permettent aux entreprises de bénéficier des effets de proximité spatiale décrits dans la section précédente. Les notions de districts industriels ou encore de clusters sont apparues. Nous nous concentrons dans cette section sur les clusters puisque la nouvelle politique industrielle française s'est appuyée majoritairement sur ceux-ci. La notion de cluster a été popularisée par les travaux de Porter qui ont eu un retentissement important, que ce soit dans le monde académique ou auprès des décideurs politiques. Porter (1998) définit un cluster « *comme une concentration géographique d'entreprises liées entre elles, de fournisseurs spécialisés, de prestataires de services, de firmes, d'industries connexes et d'institutions associées (université,...) dans un domaine particulier qui s'affrontent mais qui coopèrent aussi* ». La mise en place de cluster est selon l'auteur un facteur de compétitivité économique que ce soit au niveau de l'entreprise, régional ou au niveau national. Il l'explique par son fameux diamant (Figure 7).

Figure 7 : Le diamant de Porter



Source : *Diamond of competitive advantage*

Le diamant de Porter repose sur quatre facteurs interconnectés entre eux : les inputs (capital humain qualifié, instituts de recherche, universités), un contexte pour une stratégie et



une compétition des entreprises (normes, incitations, concurrence) au sein du cluster, une demande et des industries partenaires. Selon Porter, les interactions entre ces quatre facteurs vont générer l'avantage compétitif du cluster. Dans ce cadre d'analyse, le rôle du gouvernement est de favoriser chaque partie du diamant et de renforcer leurs liens (Duranton et *al.*, 2008).

De nombreux pays ont incorporé au sein de leur politique la mise en place de clusters tels que les districts industriels italiens, les Kompetenznetze allemands. Ceux-ci prennent néanmoins des formes variées et sont très différents. En France, les rapports de Christian Blanc (2004) et de la DATAR (2004) ont favorisé la création des pôles de compétitivité mis en place en 2005. La définition d'un pôle de compétitivité est assez proche de celle des clusters : « *une combinaison, sur un espace géographique donné, d'entreprises, de centres de formation et d'unités de recherche publiques et privées, qui s'engagent à travailler ensemble au sein d'une même structure, afin de dégager des synergies autour de projets communs à caractère innovant disposant d'une masse critique nécessaire pour une visibilité internationale* » (Retour, 2009).

Par cette mise en réseau des acteurs de l'innovation, la politique des pôles a comme objectifs finaux la création de richesses nouvelles et le développement de l'emploi dans les territoires. Pour soutenir les pôles de compétitivité, l'État a prévu de leur consacrer 1,5 milliard d'euros sur 3 ans par l'intermédiaire d'aides directes à la R&D et à l'innovation, d'exonérations fiscales et d'allègements de charges sociales notamment en direction des chercheurs. Il existe actuellement 71 pôles de compétitivité dont 7 mondiaux, 10 à vocation mondiale et 54 nationaux<sup>46</sup>. Nous pouvons néanmoins souligner que les pôles de compétitivité se distinguent des clusters nord-américains sur plusieurs points. La différence la plus importante est la forte implication des pouvoirs publics au sein des pôles (Retour, 2009, Tixier et *al.*, 2008). Contrairement aux clusters, c'est l'État qui est à l'origine des pôles de compétitivité. Les travaux concernant les pôles de compétitivité se sont intéressés à la gestion des ressources humaines (Defelix et *al.*, 2008) ou encore au mode de gouvernance (Bocquet et *al.*, 2009) au sein des pôles. Par contre, aucune étude ne concerne l'insertion des diplômés locaux au sein des pôles de compétitivité.

Pourtant, depuis les travaux de Marshall (1890), il est considéré qu'une des causes de l'agglomération industrielle des entreprises est l'émergence d'un « *labour market pooling* ».

---

<sup>46</sup> Voir annexe N pour une description détaillée des pôles de compétitivité en France.

D'ailleurs, un des effets attendus des pôles de compétitivité est l'accès à un marché du travail local adapté aux besoins du pôle. Les effets du recrutement de diplômés locaux sur la performance innovatrice des entreprises locales présentés dans la section précédente devraient être renforcés au sein des clusters, des pôles de compétitivité. En effet, un des piliers des clusters est l'intensification des collaborations entre les différents acteurs locaux, soit les établissements de formation, les centres de recherche et les entreprises. Au sein des clusters, nous pouvons nous attendre à une plus grande spécialisation des diplômés, ces derniers développant un capital humain scientifique spécifique adapté aux besoins des entreprises du cluster (De Blasio et *al.*, 2005). La coopération entre les différents acteurs devrait également permettre un meilleur appariement entre les diplômés et les entreprises locales, particulièrement pour les plus diplômés (Wheeler, 2001). Enfin, nous pouvons également supposer que les liens entre les acteurs développent les réseaux sociaux, le capital social du diplômé. Grossetti (1990) montre qu'au sein de la technopole toulousaine, il existe de fortes relations entre le système d'enseignement supérieur et l'industrie. Les établissements de formation adaptent les enseignements aux besoins des entreprises locales et les entreprises ont une bonne connaissance des compétences disponibles.

Les diplômés locaux formés au sein des clusters ou des pôles de compétitivité développent un important capital humain scientifique spécifique, recherché par les entreprises du pôle. Cet effet productivité devrait donc entraîner un rendement salarial positif pour ces diplômés au sein des activités de R&D. Sur données françaises, Combes et *al.* (2008) montrent que doubler la part d'un secteur dans l'emploi local augmente la productivité du travail dans ce secteur, mesurée par l'accroissement du salaire. Ce résultat apparaît particulièrement vrai pour le secteur de haute technologie où l'accroissement de la productivité du travail est en moyenne de 4,3 %. Nous pouvons souligner que l'existence de salaire plus élevé au sein des clusters peut également s'expliquer par le fait que les entreprises souhaitent retenir leurs employés afin qu'ils ne diffusent pas leurs connaissances aux entreprises concurrentes du cluster (Combes, Duranton, 2006).

Il nous semble donc important de nous intéresser aux effets des pôles de compétitivité sur le recrutement et le salaire des diplômés locaux au sein des activités de R&D.

### 3. Objet de l'étude et hypothèses

Dans ce chapitre, dans un premier temps, nous analysons la migration selon le type d'activités des jeunes diplômés en sciences et ingénierie. Dans un second temps, nous déterminons les rendements salariaux de cette mobilité pour ces jeunes diplômés. Nous posons trois hypothèses principales :

*Hypothèse 1* : La distance entre le lieu de formation et d'emploi varie selon le type d'activités effectuées par le diplômé, plus particulièrement secteur R&D vs. secteur non R&D. Nous supposons qu'au vu de la nature des activités de R&D, lors du recrutement des jeunes diplômés, les effets de proximité spatiale sont plus importants dans les activités de R&D que pour les autres types d'activités.

*Hypothèse 2* : Dans le cas des activités de R&D, il existe une relation décroissante entre le salaire et la distance due au capital humain technique et scientifique des diplômés. Par contre, selon la théorie standard, nous supposons une relation croissante entre salaire et distance pour les diplômés employés dans les activités hors recherche. Notre seconde hypothèse est donc que le rendement salarial de la mobilité et de la distance varie selon le type d'activités du diplômé.

*Hypothèse 3* : Un des objectifs des pôles est de mettre en place un marché du travail local en lien avec l'innovation et adapté aux besoins des pôles. Les diplômés formés au sein des pôles développent un capital humain scientifique qui peut être recherché et valorisé par les entreprises. Nous supposons qu'avoir été formé au sein d'un pôle de compétitivité décroît la probabilité de migration du diplômé, notamment dans les activités de R&D et que le capital humain scientifique des diplômés locaux est plus fortement valorisé au sein des pôles de compétitivité.

En lien avec la littérature et le cas spécifique du système français, nous posons également deux hypothèses complémentaires :

*Hypothèse 4* : Au sein de la littérature, il a été montré que les petites et les grandes entreprises pouvaient développer des stratégies différentes en termes d'innovation, les petites

entreprises bénéficiant plus largement de la recherche des universités locales. La proximité géographique dans le recrutement des jeunes chercheurs est plus importante pour les petites entreprises que pour les grandes entreprises. Au niveau de l'individu, nous pouvons penser que les diplômés migreront plus facilement pour une grande entreprise leur offrant des salaires plus élevés et des perspectives de carrière plus attractives qu'au sein d'une petite entreprise. Nous supposons donc que la taille de l'entreprise est déterminante sur la distance parcourue.

*Hypothèse 5* : La distance varie selon le type d'établissement de formation, ici les écoles d'ingénieurs. Nous pouvons supposer que les écoles les « plus prestigieuses » entretiennent des liens avec de grandes entreprises au niveau national, leurs diplômés participent donc à un marché du travail national. Aux USA, Beeson et Montgomery (1993) soulignent que les universités les plus prestigieuses forment des scientifiques et ingénieurs au niveau national et non local. Par contre, les plus petites écoles d'ingénieurs peuvent entretenir des liens avec les entreprises à un niveau plus local, ces réseaux pouvant bénéficier à leurs diplômés.

## **4. Méthodologie**

Dans cette section, nous développons les différents outils économétriques utilisés dans ce chapitre. Nous présentons, dans un premier temps, la méthodologie utilisée pour l'étude des déterminants de la migration et des rendements salariaux de celle-ci pour les jeunes diplômés en S&I. Pour l'étude du lien entre pôles de compétitivité et migration, nous adoptons une méthodologie différente que nous expliquons dans la seconde partie de cette section.

### **4.1. Étude des facteurs de migration et rendement salarial**

#### ***4.1.1. Migration et Activités de R&D***

Pour l'étude des facteurs de migration, nous construisons deux types de modèles. Nous nous intéressons dans un premier temps à la migration du jeune diplômé sans prendre en considération la distance. Pour cela, nous estimons un probit de la forme suivante :

$$P(Mob_i = 1/X_i) = F(cste + \beta_{R\&D}R\&D_i + \beta X_i) \quad \text{Eq. 25}$$

Où  $i = 1, \dots, n$  représentant les diplômés,  $F$  la fonction de répartition de la loi normale standard.  $Mob$  représentant le fait que le jeune diplômé ait connu ou non une mobilité,  $R\&D$  la variable activités R&D,  $X_i$  est un vecteur de variables représentant les caractéristiques individuelles du jeune diplômé ainsi que les caractéristiques régionales.

Ensuite, afin de ne pas prendre en considération uniquement le fait de migrer mais la distance parcourue par le jeune diplômé, nous construisons également un tobit. La variable distance comprenant un nombre plus important de 0 (pas de mobilité), un tobit censuré à droite est approprié. Pour la variable distance, il est préférable de prendre son logarithme (Lemistre, Magrini, 2011, Da Vanzo, 1983). Il est, en effet, supposé une décroissance du coût marginal de migration. Nous avons rajouté 1 à la variable distance puisque le logarithme de zéro n'existe pas. Le modèle est le suivant :

$$y_i^* = cste + \beta_{R\&D}R\&D_i + \beta X_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 26}$$

Où  $y_i^*$  est la variable latente correspondant à la distance parcourue par le jeune diplômé et  $\varepsilon_i$  le terme d'erreurs.

La variable latente  $y_i^*$  est inobservable, celle observée est  $y_i$ . Formellement, le modèle se définit comme suit :

$$y_i = \begin{cases} y_i^* & \text{si } y_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

La variable dépendante n'est donc plus la mobilité mais  $\ln(dis_i)$  représentant le logarithme de la distance, les variables de contrôle sont les mêmes que précédemment.

#### **4.1.2. Rendement salarial de la mobilité et de la distance**

Dans un second temps, nous estimons les rendements salariaux de la mobilité et de la distance. Une difficulté dans l'estimation de ces rendements est la présence de biais de sélection. Il peut, en effet, exister un biais de sélection positif du fait que ce soit les diplômés les plus motivés qui migrent et inversement il peut également avoir un biais de sélection

négalif du fait que les diplômés décident de migrer afin de compenser un manque d'une certaine forme de capital humain (Détang-Dessendre et *al.*, 2004). Les études empiriques récentes soulignent généralement des biais de sélection plus importants pour les plus diplômés (Détang-Dessendre et *al.*, 2004, Lemistre et Magrini, 2011, Nakosteen et *al.*, 2008). Les modèles par instrumentation permettent de prendre en compte l'existence de tels biais. Ces modèles s'opèrent en deux étapes. Tout d'abord, il s'agit d'estimer la décision de migrer sur un ensemble de variables de contrôle ainsi que des variables instrumentales  $z_i$ . Ces variables doivent posséder les deux propriétés suivantes : expliquer le choix de migration des jeunes diplômés mais ne pas avoir d'impact sur le salaire. Nous pouvons ensuite estimer la fonction de gains en incluant la valeur prédite du fait de migrer estimée dans la première équation. Cette variable est « purgée » des effets d'endogénéité. Nous pouvons ainsi déterminer le rendement de la migration corrigé de possible biais de sélection. Cette méthode peut s'appliquer lorsque la première équation est estimée par un probit ou un tobit (Nelson, Olson, 1978). Il peut se poser la question de la matrice de la variance-covariance. Une méthode proposée dans la littérature est la méthode de Vella (1993). L'auteur propose d'introduire également les résidus généralisés<sup>47</sup> au sein de la fonction de gains. Selon Vella (1998), pour le probit et le tobit, les résidus généralisés peuvent être vus comme l'inverse du ratio de Mills.

Lorsque nous nous intéressons au fait de connaître une mobilité, nous déterminons la décision de migrer par l'équation 25 puis estimons la fonction de gains suivante :

$$\ln(w_i) = cste + \beta_{\widehat{mob}} \widehat{mob}_i + \beta_{RG} RG_i + \beta V_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 27}$$

Avec  $\widehat{mob}_i$ , la valeur prédite de la mobilité à partir de l'équation 25 et  $RG_i$ , les résidus généralisés obtenus également à partir de l'équation 24.

Dans le cas de la distance, nous utilisons l'équation 26 puis nous construisons la fonction de gains suivante :

$$\ln(w_i) = cste + \beta_{\ln(\widehat{dis})} \ln(\widehat{dis})_i + \beta_{RG} RG_i + \beta V_i + \varepsilon_i \quad \text{Eq. 28}$$

Avec  $\ln(w_i)$  le logarithme du salaire,  $\beta_{\ln(\widehat{dis})}$  le rendement salarial de la distance corrigé de possibles biais de sélection,  $V_i$  un vecteur de variables explicatives influant sur le

<sup>47</sup> Voir Annexe P pour le calcul des résidus généralisés.

salaire et  $\varepsilon_i$  le terme d'erreurs. Afin de tester la seconde hypothèse, les fonctions de gains sont estimées séparément pour le secteur R&D et le secteur hors R&D.

#### 4.2. Pôles de compétitivité, mobilité et activité de R&D

Dans ce chapitre, nous avons également fait l'hypothèse que le comportement de mobilité et le rendement salarial au sein des activités de R&D pouvaient différer si l'établissement de formation du diplômé se trouvait au sein d'un pôle de compétitivité ou non. Comme pour l'étude des rendements salariaux de la mobilité, il risque d'y avoir de l'endogénéité du fait d'avoir été formé dans un pôle de compétitivité et de connaître une mobilité. En effet, nous pouvons supposer que ce sont les diplômés qui ont développé un capital humain scientifique et technique plus important qui resteront au sein des pôles de compétitivité. Pour prendre en considération ces biais, nous utilisons un modèle en deux étapes en utilisant une généralisation de la procédure d'Heckman (1979). La première étape consiste à déterminer le fait d'avoir été formé dans un pôle de compétitivité et de connaître une mobilité. Puisque nous supposons que ces deux faits ne sont pas indépendants, le modèle économétrique le plus approprié est un probit bivarié.

Le fait d'avoir été formé dans un pôle de compétitivité et d'avoir connu une mobilité est respectivement donné par les variables latentes suivantes :

$$\begin{cases} POLE_i^* = \gamma_p Z_{pi} + \varepsilon_{pi} \\ MOB_i^* = \alpha_m Z_{mi} + \varepsilon_{mi} \end{cases} \quad \text{Eq. 29}$$

Avec  $i = 1, \dots, n$  représentant les diplômés d'écoles d'ingénieurs,  $Z_{pi}$  et  $Z_{mi}$  des vecteurs de variables explicatives et  $\varepsilon_{pi}$  et  $\varepsilon_{mi}$  les termes d'erreurs. Les termes d'erreurs  $\varepsilon_{pi}$  et  $\varepsilon_{mi}$  sont supposés normalement et conjointement distribués avec :

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_{pi}) &= E(\varepsilon_{mi}) = 0 \\ V(\varepsilon_{pi}) &= V(\varepsilon_{mi}) = 1 \\ Cov(\varepsilon_{pi}, \varepsilon_{mi}) &= \rho, \text{ où } \rho \text{ est le coefficient de corrélation entre } \varepsilon_{pi} \text{ et } \varepsilon_{mi}. \end{aligned}$$

Si  $\rho=0$ , cela signifie que le fait d'avoir été diplômé dans un pôle de compétitivité et de connaître une mobilité sont non corrélés. Par contre si  $\rho \neq 0$ , nous pourrions conclure à une corrélation entre ces deux faits.

Les variables latentes  $POLE_i^*$  et  $MOB_i^*$  ne sont pas observées, celles observées sont  $Pole_i$  et  $Mob_i$ . Formellement, le modèle se définit comme :

$$Pole_i = \begin{cases} 1 & \text{si } POLE_i^* > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$Mob_i = \begin{cases} 1 & \text{si } MOB_i^* > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

A partir de ces estimations, nous pouvons ensuite déterminer les termes de sélection<sup>48</sup> du fait d'avoir été formé dans un pôle de compétitivité  $\lambda_P$  et d'avoir connu une mobilité  $\lambda_M$ . Nous les introduisons au sein des fonctions de gains selon les quatre situations suivantes. Soit MOB=1 ou 0 si le diplômé connaît une mobilité ou non et POLE=1 ou 0 si le diplômé a été formé dans un pôle de compétitivité ou non. Soit le couple (POLE, MOB), quatre cas de figures peuvent se présenter (1,0), (0,0), (0,1), (1,1).

Formellement, nous avons :

$$\ln(w_i)_{(0,0)} = cste + \beta_{R\&D} R\&D_i + \beta X_i + \sigma_P^{(0,0)} \lambda_P^{(0,0)} + \sigma_M^{(0,0)} \lambda_M^{(0,0)} \text{ si POLE=0 et MOB=0 Eq. 30}$$

$$\ln(w_i)_{(0,1)} = cste + \beta_{R\&D} R\&D_i + \beta X_i + \sigma_P^{(0,1)} \lambda_P^{(0,1)} + \sigma_M^{(0,1)} \lambda_M^{(0,1)} \text{ si POLE=0 et MOB=1 Eq. 31}$$

$$\ln(w_i)_{(1,0)} = cste + \beta_{R\&D} R\&D_i + \beta X_i + \sigma_P^{(1,0)} \lambda_P^{(1,0)} + \sigma_M^{(1,0)} \lambda_M^{(1,0)} \text{ si POLE=1 et MOB=0 Eq. 32}$$

$$\ln(w_i)_{(1,1)} = cste + \beta_{R\&D} R\&D_i + \beta X_i + \sigma_P^{(1,1)} \lambda_P^{(1,1)} + \sigma_M^{(1,1)} \lambda_M^{(1,1)} \text{ si POLE=1 et MOB=1 Eq. 33}$$

Nous pouvons ainsi déterminer le rendement salarial du fait de travailler au sein des activités de R&D non biaisé par l'existence d'endogénéité selon ces quatre situations.

---

<sup>48</sup> Les estimations ont été effectuées sous le logiciel R grâce au package Samplesselection (Henningsen et Toomet, 2010). Les formules des termes de sélection sont issues de Hennig et Henningsen (2007). Elles sont présentées en Annexe Q.



## 5. Données et statistiques descriptives

### 5.1. Données

Les données sont issues de la même enquête utilisée dans le premier chapitre de cette thèse, l'enquête Génération 2004 effectuée par le CEREQ. Notre échantillon comprend uniquement les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs en sciences et ingénierie (S&I) travaillant dans le secteur privé. Nous nous intéressons ici au premier emploi obtenu après avoir été diplômé (hors jobs d'été). Nous avons un échantillon d'environ 960 diplômés dont 65 % de diplômés d'une école d'ingénieurs et 35 % possédant un doctorat. Dans cet échantillon, 37 % des diplômés travaillent dans des activités de R&D<sup>49</sup> (25 % des diplômés d'écoles d'ingénieurs et 60 % des docteurs).

#### → Mesure de la mobilité et de la distance

Comment définir la migration ? Nous pouvons considérer que le jeune diplômé connaît une migration lorsqu'il change de marché du travail local. Nous définissons ici la migration lorsque l'individu connaît une mobilité supérieure à 20 km. Les migrations inférieures à 20 km peuvent être considérées comme des déplacements domicile/travail. Lemistre et Thibault (2008) soulignent que 75 % des jeunes en emploi en 2001 parcourent quotidiennement une distance de moins de 20 km pour rejoindre leur lieu de travail (« à vol d'oiseau »).

Le problème d'une mesure binaire de la migration est que le rendement de la migration peut dépendre de la définition donnée à la variable migration (Ham et al., 2004). En effet, à partir de quand peut-on considérer que l'individu ne fait plus partie de son marché de travail local ? Lorsqu'il change de zone d'emploi, de département ou de région ? C'est une des raisons pour laquelle la variable distance semble plus appropriée. Une autre raison est l'effet de la distance sur les différents coûts. Nous avons, en effet, souligné que les coûts psychologiques et d'information deviennent très importants avec la distance parcourue.

---

<sup>49</sup> Pour les activités de R&D, nous utilisons la même définition que dans le chapitre 1, voir Annexe A.

D'autre part, dans ce chapitre, nous nous intéressons au lien entre proximité et innovation. Il est également difficile de déterminer à partir de quelle échelle spatiale, la proximité peut influencer sur les mesures de l'innovation. Dans la littérature, on retrouve les termes de système national d'innovation, de systèmes régionaux d'innovation ou encore de systèmes urbains d'innovation (Grossetti, 2004).

Dans ce chapitre, la distance a été mesurée entre la zone d'emploi de l'établissement de formation et la zone d'emploi du premier emploi du jeune diplômé. La distance entre les deux zones d'emploi a été calculée « à vol d'oiseau » entre les centroïdes des communes de départ et d'arrivée. Dans un repère (x, y) représentant les coordonnées géographiques d'un ensemble de points, la distance entre deux points A et B est donnée par la relation :

$$d(A, B) = \sqrt{(x_b - x_a)^2 + (y_b - y_a)^2}.$$

## **5.2. Statistiques descriptives**

### ***5.2.1. Statistiques descriptives par région***

Dans un premier temps, il nous semble intéressant de présenter les régions exportatrices et les régions importatrices de diplômés en S&I. Nous distinguons le diplôme ainsi que le type d'activités.

Tableau 35 : Statistiques descriptives par régions : les docteurs en S&I

Région	Activités de R&D				Hors activités de R&D			
	% de diplômés restant dans la région <sup>50</sup>	% de docteurs « importés » d'autres régions <sup>51</sup>	N	%	% de diplômés restant dans la région	% de docteurs « importés » d'autres régions	N	%
Ile de France	63,4	44	79	36,2	73,3	56	50	33,8
Rhône-Alpes	60	58,3	36	16,5	76,9	23,1	25	16,9
Midi-Pyrénées	71,4	44,4	18	8,3	100	14,3	14	9,5
PACA	71,4	61,5	13	6	57	33,3	6	4
Sous total				68				64
Total			218	100			148	100

Tableau 36 : Statistiques descriptives par région : les diplômés d'écoles d'ingénieurs

Région	Activités de R&D				Hors activités de R&D			
	% de diplômés dans la région	% de diplômés « importés »	N	%	% de diplômés dans la région	% de diplômés « importés »	N	%
Ile de France	51,7	72,7	55	30,7	74,3	57,6	198	36,9
Midi-Pyrénées	57	60	20	11,2	42,3	64,5	31	5,8
Rhône-Alpes	36,8	68,2	22	12,3	42,7	44,8	58	10,8
PACA	75	76,9	13	7,3	65,2	57,1	35	6,5
Sous-total				61,5				60
Total			179	100			537	100

Les tableaux 35 et 36 montrent des résultats similaires à ceux trouvés par Levy et Woessner (2007) dans leur étude sur la structuration spatiale de la recherche. Tout d'abord, nous retrouvons le poids prédominant de l'Ile de France attirant aussi bien les jeunes diplômés employés dans des activités de R&D que ceux employés dans d'autres types d'activités. La France se caractérise par une forte concentration des activités de R&D en Ile de France même si son poids a tendance à diminuer ces dernières années. Elle est par ailleurs située au premier rang au niveau de l'Union européenne quel que soit l'indicateur considéré

<sup>50</sup> Ce pourcentage est calculé de la manière suivante :  $\frac{\text{nb de diplômés restant dans la région}}{\text{nb de diplômés dans la région}} * 100$

<sup>51</sup> Ce pourcentage est calculé de la manière suivante :  $\frac{\text{nb de diplômés provenant d'une autre région}}{\text{nb de diplômés employés dans la région}} * 100$

tel que le nombre de publications scientifiques ou encore le nombre de brevets déposés (Brouillat, Lung, 2010).

Les trois autres principales régions de destination sont les Midi-Pyrénées, la région Rhône-Alpes et la région PACA. Ces trois régions semblent concentrer une part plus importante des activités de R&D que les autres types d'activités. En effet, la part de diplômés « importés » est relativement plus importante pour ces régions dans les activités de R&D que dans les activités hors R&D que ce soit pour les diplômés d'une école d'ingénieurs ou pour les docteurs. D'autre part, environ 31 % des ingénieurs dans des activités de R&D sont employés au sein de ces trois régions contre 23 % des ingénieurs dans d'autres types d'activités. Dans notre échantillon, nous trouvons des chiffres relativement similaires aux chiffres publiés par l'INSEE. Les statistiques nationales montrent qu'en 2007, la part des régions en termes de chercheurs privés est de 39,7 % pour l'Ile de France, 11,7 % pour la région Rhône-Alpes, 7,7 % pour la région PACA et 7,4 % pour la région Midi-Pyrénées.

## ***2.2. Statistiques descriptives mobilité et distance parcourue***

Tableau 37 : Mobilité par diplôme et activité

(En %)	Ensemble			Activités de R&D			Hors R&D		
	Docteurs	Ingénieurs	Total	Docteurs	Ingénieurs	Total	Docteurs	Ingénieurs	Total
Non mobilité	46	21	30	43	19	32	52	22	28
Mobilité	54	79	70	57	81	68	48	78	72
N	366	716	1082	216	179	397	148	537	685

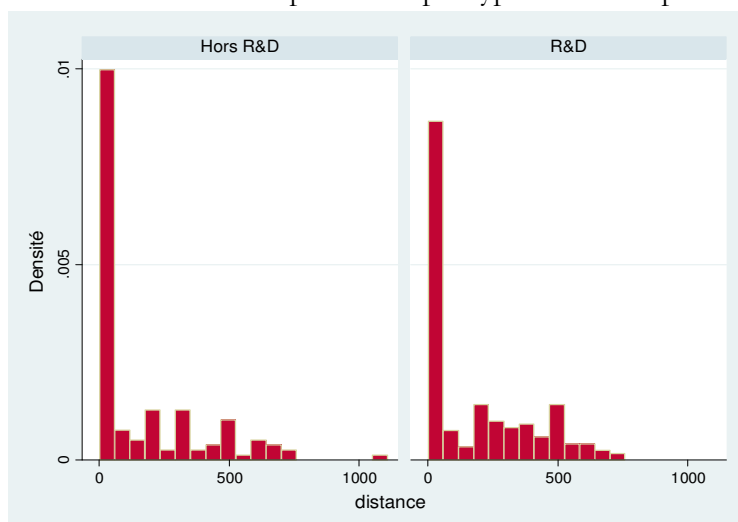
Le tableau 37 présente le comportement de mobilité selon le diplôme et le type d'activités. Nous pouvons constater une mobilité différente entre les docteurs et les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Au total, environ 46 % des docteurs n'ont pas connu de mobilité contre 21 % des diplômés d'écoles d'ingénieurs. Il apparaît également des différences de mobilité entre ceux employés dans les activités de R&D et ceux employés dans d'autres types d'activités, particulièrement pour les docteurs. 57 % des docteurs employés dans des activités de R&D ont connu une mobilité contre 48 % des docteurs employés dans les activités hors recherche.

Tableau 38 : Distance parcourue par diplôme et activité

(En km)	Ensemble			Activités de R&D			Hors R&D		
	Docteurs	Ingénieurs	Total	Docteurs	Ingénieurs	Total	Docteurs	Ingénieurs	Total
Moyenne <sup>52</sup>	230,99	249,49	244,13	240,66	262,83	251,68	215,17	245,03	239,39
Q25	16,87	43,42	30,49	18,88	87,7	36,03	10,80	38,46	28,87
Médiane	195,13	213,12	209,5	223,95	265,2	230,95	123,11	208,14	204,07
Q75	400,04	395,48	396,62	401,28	391,52	397,03	344,08	400,07	395,91
N	269	660	929	167	165	332	102	495	597

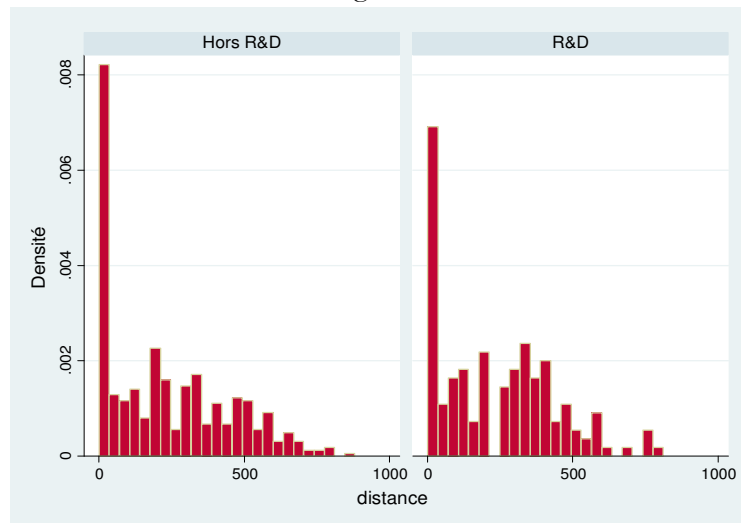
Le tableau n° 38 présente la distance parcourue par les jeunes diplômés sans différenciation des différentes régions. Lorsque les diplômés connaissent une mobilité, les docteurs parcourent en moyenne 231 km contre 250 km pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Le fait selon lequel la mobilité et la distance parcourue s'accroît avec le niveau d'éducation ne semble pas être validé entre les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs. Les différences de comportement selon le type d'activités est plus visible dans ce tableau. Les docteurs employés dans les activités de R&D parcourent une distance médiane d'environ 224 km contre 123 km pour ceux employés dans le secteur hors recherche. Dans le cas des diplômés d'écoles d'ingénieurs, la distance médiane parcourue est de 265 km pour ceux employés dans les activités de recherche contre 208 km pour ceux se trouvant dans d'autres types d'activités.

Figure 8 : Densité de la distance parcourue par type d'activités pour les docteurs



<sup>52</sup> Moyenne parcourue si le diplômé a connu une mobilité. Les 0 ne sont donc pas pris en compte.

Figure 9 : Densité de la distance parcourue par type d'activités pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs



### 5.2.3. Statistiques descriptives : caractéristiques individuelles et régionales

Un ensemble de caractéristiques peut affecter le choix de migration du jeune diplômé. Ces caractéristiques concernent aussi bien des caractéristiques individuelles que des caractéristiques régionales. Nous utilisons les variables de contrôle trouvées dans la littérature concernant la mobilité des jeunes diplômés (Heuer, 2004, Krodrzycki, 2001, Lemistre et Magrini, 2011, Sanderson et Dugoni, 2002, Sumell et *al.*, 2009, Venhorst et *al.*, 2011).

#### - Caractéristiques individuelles

Tout d'abord, il est nécessaire de s'intéresser aux caractéristiques démographiques des diplômés. Les études montrent que le genre ainsi que la situation conjugale du jeune diplômé peuvent influencer sur la décision de migrer. Les expériences de mobilité antérieures sont susceptibles d'avoir un impact telles que des expériences de mobilité lors des études ou une mobilité internationale. La discipline du diplôme peut également avoir un impact sur la migration. Tornatzky et *al.* (2001) montrent, par exemple, que les diplômés en ingénierie, en informatique ou encore en physique ont plus de chances de partir de leur région que les diplômés dans une autre matière scientifique. Cet effet discipline a été également trouvé chez

les docteurs dans l'étude de Sanderson et Dugoni (2002). Nous pouvons supposer que certaines disciplines contiennent des connaissances plus tacites que d'autres (Howell, 2002), ce qui influe sur la distance parcourue par le diplômé. Concernant la situation familiale du diplômé, la situation professionnelle du père est introduite, plus particulièrement si le père est encore en activité professionnelle ou non (Détang-Dessendre et *al.*, 2004).

Enfin, nous introduisons des variables individuelles différentes pour les diplômés issus d'une école d'ingénieurs et les docteurs. Dans le cas des diplômés d'une école d'ingénieurs, nous prenons en compte le fait que le diplômé a obtenu un autre diplôme après celui d'ingénieur ainsi que le type d'école dont est issu le diplômé. Plus particulièrement, nous distinguons les écoles recrutant par voie A des autres écoles<sup>53</sup>. Les écoles recrutant par voie A sont les écoles principalement accessibles par voie de concours, à l'issue d'une préparation de deux ans dans les classes préparatoires des lycées. Cette variable nous permet de tester notre hypothèse 5. Pour les docteurs, le financement ainsi que le projet lors de la thèse sont introduits. Les statistiques descriptives de ces variables sont présentées en [annexe M](#) dans le tableau n° 52.

#### - Caractéristiques de la région de l'établissement de formation

Les études mettent également l'accent sur les caractéristiques régionales dans l'étude de la migration. Dans le cas des diplômés les plus qualifiés, les travaux montrent que les caractéristiques économiques de la région sont particulièrement importantes dans le choix de migration (Détang-Dessendre et *al.*, 2004, Sumell et *al.*, 2009, Venhorst et *al.*, 2011).

Dans cette étude, nous n'introduisons pas de variables dummy se référant à chaque région, nous préférons construire des indicateurs régionaux permettant ainsi de tester notre hypothèse. A partir des différentes statistiques publiques, nous avons pu construire plusieurs indicateurs se référant à la région de l'établissement de formation du diplômé.

Tout d'abord, il est important de prendre en compte l'attractivité de la recherche dans la région (Sumell et *al.*, 2009). Nous avons, en effet, supposé que les effets de proximité

---

<sup>53</sup> Source : Comité d'Etudes sur les Formations d'Ingénieurs (CEFI), [http://www.cefi.org/MODE\\_A/AC\\_GUID.HTM](http://www.cefi.org/MODE_A/AC_GUID.HTM).

pouvaient apparaître plus prononcés dans une région avec un fort potentiel d'innovation. Des études françaises par divers indicateurs ont essayé de déterminer les différents systèmes d'innovation régionaux français (Levy, 2005, Grossetti, 2001). Dans ce chapitre, nous avons retenu des indicateurs mesurant l'input et l'output de l'innovation ainsi que l'existence de liens entre le secteur public et privé. Les inputs de l'innovation sont mesurés par le nombre de chercheurs travaillant dans le secteur privé (CHERCH). La productivité de l'innovation au niveau régional est identifiée par un indicateur de densité S&T. Cet indicateur est construit par l'Observatoire Scientifique et Technique, la densité S&T est calculée en divisant l'activité S&T de chaque région par sa population active. L'activité S&T d'une région est calculée par la demi-somme de sa part de publications scientifiques et de sa part de demandes de brevets. Afin d'appréhender l'intensité des partenariats entre le secteur public-privé dans la recherche au sein des régions, plusieurs indicateurs peuvent être utilisés. Un indicateur possible est le nombre d'entreprises signant une convention CIFRE (*source : Levy, 2005*) divisé par le nombre d'entreprises présentes dans la région.

La taille du marché du travail local doit être également prise en compte afin de s'assurer que nous mesurons bien l'effet de l'innovation et non uniquement la position économique de la région. Les deux indicateurs retenus sont le PIB/habitant de la région ainsi que la densité de la région. Cette dernière est mesurée par le nombre d'habitants par km<sup>2</sup> dans la région.

Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, nous rajoutons une variable d'offre, plus précisément de concurrence, celle-ci étant mesurée par le nombre d'écoles d'ingénieurs présentes au sein de la région divisé par la population active de la région. Les statistiques descriptives par région sont présentées en [annexe O](#) dans le tableau n° 53. Nous pouvons constater une forte hétérogénéité des régions concernant ces indicateurs. L'Ile de France apparaît toujours en premier quel que soit l'indicateur considéré. Nous pouvons également souligner que le nombre de chercheurs dans le privé est corrélé avec le niveau économique de la région mais il ne semble pas que ce soit une condition suffisante ( $R^2=51\%$ <sup>54</sup>). Il existe également une corrélation positive entre la part d'entreprises de la région signant des conventions CIFRE et la performance innovatrice de la région ( $R^2=60\%$ ).

---

<sup>54</sup> Coefficient de détermination entre le PIB/habitant de chaque région et la part de chercheurs dans le privé par région.



- Les pôles de compétitivité

Comme nous l'avons souligné auparavant, nous portons une attention toute particulière aux pôles de compétitivité. Pour créer cette variable, nous identifions, dans un premier temps, les cinq principales zones d'emploi de chaque pôle. Dans un second temps, afin de s'assurer que nous captions bien l'effet pôle de compétitivité et non l'effet économique de la région du pôle, nous retenons uniquement les ingénieurs dont la discipline du diplôme correspond au secteur du pôle. Nous avons également distingué les différents types de pôles : mondial, à vocation mondiale et national. Une étude de la Confédération des Directeurs des Ecoles d'Ingénieurs de France (2006) montre que les collaborations des écoles d'ingénieurs diffèrent selon les différents types de pôles. Selon cette étude, il semblerait exister une implication plus forte des écoles d'ingénieurs dans les pôles de dimension nationale ou régionale en termes de formation continue et de formation à distance, ainsi qu'en termes de recherche avale et de transfert de technologie. Nous construisons cette variable uniquement pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Nous avons trop peu d'effectifs pour les docteurs.

**Construction de la variable pôle de compétitivité : exemple Systematic.**

Pour le pôle de compétitivité mondial Systematic, les cinq principales zones d'emploi de ce pôle sont : Paris, Boulogne-Billancourt, Versailles, Nanterre, Orsay. Tout d'abord, nous gardons uniquement les diplômés dont l'école d'ingénieur appartient à une de ces cinq zones. D'autre part, le secteur d'activité de ce pôle est les TIC. Nous retenons donc uniquement les ingénieurs diplômés en mathématiques, physique ou en informatique, traitement de l'information, réseaux de transmission des données.

Tableau 39 : Les pôles de compétitivité

(En %)	Diplômés d'écoles d'ingénieurs	
	R&D	HR&D
Pôle de compétitivité mondial	10	15
Pôle de compétitivité à vocation mondiale	27	31
Pôle de compétitivité national	19	15
Ensemble des pôles de compétitivité	55	57

## 6. Synthèse des Résultats

Ce chapitre comprenant un nombre important d'estimations, une synthèse des résultats en fonction des différentes hypothèses posées se trouve dans le tableau n° 40. Les résultats détaillés se trouvent dans les trois parties suivantes.

Tableau 40 : Synthèse des résultats

Hypothèses	Docteurs		Diplômés d'écoles d'ingénieurs	
	Sans pris en compte des biais de sélection	Pris en compte des biais de sélection	Sans pris en compte des biais de sélection	Pris en compte des biais de sélection
H1 : Effet de proximité activités de R&D	Non validée		Non validée	
H 2 : Rendement de la mobilité - >0 activités HRD - <0 activités R&D	Non validée Non validée	Non validée Validée	Validée Non validée	Validée Validée
Hyp. 3 : Pôles de compétitivité et activités de R&D : - effet de proximité - rendement >0			Non validée Validée	Non validée Validée
Hyp. 4 : Effet entreprise	Validée		Validée	
Hyp. 5 : Effet établissement de formation			Validée	

Le tableau n° 40 montre qu'une partie des hypothèses posées est validée particulièrement en ce qui concerne le lien entre salaire-proximité et activités de R&D (Hypothèse 2 et 3). Ces résultats révèlent que dans le cas des activités de R&D, la migration des jeunes diplômés ne peut s'analyser dans la cadre de la théorie de la prospection d'emploi spatiale. En effet, contrairement aux prédictions de cette théorie, après avoir pris en compte les biais de sélection, la migration des jeunes diplômés dans les activités de R&D apporte un gain salarial négatif, suggérant que ces diplômés possèdent un capital humain scientifique plus fortement valorisé sur le marché du travail local. Ce résultat est particulièrement vrai au sein des pôles de compétitivité où le capital humain scientifique des diplômés locaux est fortement valorisé au sein des activités de R&D. Il semble également que lors du recrutement, les entreprises privilégient les diplômés locaux pour leur département de R&D. Ce fait apparaît néanmoins valide uniquement pour les petites entreprises. Ces résultats révèlent l'importance de la prise en compte de la notion de territoire lorsqu'on s'intéresse aux activités de R&D.

## **7. Distance parcourue**

Dans une première étape, nous estimons la décision de migration par un probit et la distance parcourue par un tobit. Cette étape nous permet de déterminer les facteurs individuels et régionaux de migration des jeunes diplômés et ainsi de tester la première hypothèse posée. Nous présentons les principaux résultats dans cette section. Les résultats détaillés sont présentés dans les tableaux n° 54, 55, 56 en [annexe R](#).

### **7.1. Résultats selon le diplôme**

#### ***7.1.1. Mobilité et activités de R&D***

Tout d'abord, les résultats ne semblent pas valider notre première hypothèse. En effet, pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, le fait de travailler au sein des activités de R&D n'a pas d'impact significatif sur la migration ou la distance parcourue par le jeune diplômé. Pour les docteurs, nous trouvons un résultat inverse à notre hypothèse. Les docteurs travaillant dans la R&D ont une probabilité plus importante de connaître une mobilité (significatif à 5 %) et parcourent en moyenne une distance plus importante (significatif à 5 %) par rapport aux docteurs travaillant dans d'autres types d'activités. Plusieurs raisons peuvent être avancées pour expliquer ce résultat. Ce résultat peut tout d'abord révéler une faiblesse des liens locaux entre les universités et les entreprises en général. Il est également possible que les entreprises souhaitent diversifier leur portfolio de connaissances en embauchant des diplômés de plusieurs universités ou écoles (Stephan et *al.*, 2004). La première hypothèse nous apparaît plus plausible.

Concernant les caractéristiques individuelles, les docteurs connaissent une mobilité moins importante et parcourent une distance plus faible (significatif à 1 %) que les diplômés d'une école d'ingénieurs. Ce résultat peut s'expliquer en partie par le fait que l'on accède aux écoles d'ingénieurs majoritairement par concours, les diplômés sont donc souvent amenés à s'éloigner de leur famille et amis pour effectuer leurs études et ont moins d'attaches dans leur ville d'études. Une seconde hypothèse est qu'au sein des écoles d'ingénieurs, l'offre d'emploi dans les différentes régions est peut-être plus visible par les réseaux qu'elles entretiennent,

qu'au sein des universités. Nous pouvons également penser que les ingénieurs possèdent un capital humain scientifique et technique plus important que les docteurs par les différents stages qu'ils ont effectué durant leurs études et l'intervention de professionnels lors de leur cursus.

Contrairement à ce qui a pu être trouvé dans d'autres travaux, il ne semble pas que le fait d'être un homme ait un impact sur la mobilité que ce soit pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs ou les docteurs. Il n'apparaît pas non plus d'effet discipline quel que soit le diplôme considéré. Par contre, les mobilités passées ont un impact significatif sur le fait de migrer ainsi que sur la distance parcourue. Le fait d'avoir connu une mobilité lors de l'enseignement supérieur ou une mobilité internationale lors des études a un impact positif et significatif sur la mobilité des jeunes diplômés. Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, le fait d'avoir obtenu un autre diplôme après celui d'ingénieur a un impact négatif et significatif sur la distance parcourue. Pour les docteurs, le type de financement obtenu lors du doctorat n'a pas d'impact significatif. En revanche, le projet professionnel du docteur lors de sa thèse apparaît fortement significatif. Les docteurs dont le projet était de travailler dans la recherche privée ou dans la recherche académique parcourent une distance moins importante par rapport aux docteurs avec d'autres projets. Nous pouvons supposer que ces docteurs ont pris contact ou se sont intéressés plus tôt à de possibles offres avec les entreprises locales.

Concernant la situation familiale, vivre en couple à la fin de ses études n'apparaît pas significatif sur la décision de migration du jeune diplômé. Par contre, la situation du père semble influencer sur la décision de migration uniquement pour les docteurs. En effet, lorsque le père du diplômé est en retraite, les docteurs connaissent une mobilité plus faible et parcourent une distance moins importante.

Au niveau de l'établissement de formation, l'hypothèse selon laquelle le type d'école influe sur la distance parcourue est validée. Les diplômés d'une école par voie de concours de type A connaissent une mobilité et parcourent une distance significativement plus importante que les ingénieurs diplômés d'un autre type d'école. Il semble donc que ces étudiants participent à un marché national et moins local que ceux issus d'écoles moins importantes (Braswell, Gotesman, 2001).

### 7.1.2. Caractéristiques régionales

L'introduction des variables régionales accroît significativement la qualité du modèle. Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, après l'introduction de ces variables, les pseudo-R<sup>2</sup> du probit et du tobit passent respectivement de 5 à 17 % et de 2 à 5 %. Dans le cas des docteurs, les pseudo-R<sup>2</sup> passent de 4 à 10 % et de 1 à 3 %. Les caractéristiques régionales apparaissent donc influencer significativement sur la décision de migration que ce soit pour les docteurs ou les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Notre hypothèse selon laquelle un environnement régional favorable à l'innovation influe sur les effets de proximité semble validée. Les docteurs et les diplômés d'écoles d'ingénieurs d'une région où le pourcentage de chercheurs dans le secteur privé est élevé parcourent une distance significativement moins importante. Des résultats similaires avaient été trouvés par Sumell *et al.* (2009). La variable concernant la présence de partenariats entre le secteur privé et public au sein de la région apparaît également significative uniquement sur la mobilité des docteurs. Ces résultats semblent confirmer l'existence dans une certaine mesure de systèmes d'innovation régionaux.

Les caractéristiques économiques de la région influent également la décision de mobilité des diplômés. En effet, les diplômés d'une région où le PIB par habitant est plus important ont moins de chances de connaître une forte mobilité. Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, la variable concurrence a un effet positif et significatif sur la distance parcourue. Plus l'offre de diplômés en termes d'écoles d'ingénieurs est importante dans la région, plus le diplômé a de chances de parcourir une distance importante.

Enfin, les diplômés d'écoles d'ingénieurs issus d'un pôle de compétitivité national ou à vocation mondiale ont moins de chances de connaître une mobilité et de parcourir une distance importante par rapport aux diplômés non formés au sein d'un pôle de compétitivité. Les résultats apparaissent par contre non significatifs pour les pôles de compétitivité mondiaux. Ce résultat corrobore les résultats de l'enquête du CDEFI selon lesquels les pôles de compétitivité nationaux sont plus impliqués dans la formation et le transfert de technologie que les pôles de compétitivité mondiaux.

## 7.2. Résultats selon le type d'écoles d'ingénieurs

Dans ce chapitre, nous avons fait l'hypothèse que les comportements de mobilité pouvaient différer selon le type d'écoles d'ingénieurs. Les résultats précédents montrent bien un effet établissement significatif. Afin de tester cette hypothèse, nous construisons une variable d'interaction type d'écoles et R&D. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 41 : Distance parcourue selon le type d'écoles d'ingénieurs

	Mobilité	Ln (distance)
<i>Réf.</i> Non R&D* ecole A1		
R&D*Ecole A1	0,26***	0,18
Non R&D*Ecole non A1	-0,47***	-0,49***
R&D*Ecole non A1	-0,57***	-0,51**
<i>Les mêmes variables de contrôle que dans les modèles précédents ont été introduites</i>		
N	716	716

Note : \*\*\* sign. à 1 %, \*\* sign. à 5 %, \* sign à 10 %.

Notre hypothèse semble en partie validée. En effet, les diplômés d'une école d'ingénieurs classée « non A » ont moins de chances de parcourir une distance importante par rapport aux diplômés d'écoles d'ingénieurs classés « A », ce résultat est plus important pour les diplômés employés dans des activités de R&D.

## 7.3. Résultats selon la taille de l'entreprise

Notre hypothèse 4 est que les entreprises de petite taille ont une politique de recrutement plus locale particulièrement dans les activités de R&D par rapport aux grandes entreprises. Pour tester cette hypothèse, nous effectuons les mêmes estimations par type d'entreprises, soit entreprise de plus de 50 salariés/entreprise de moins de 50 salariés. Les résultats sont présentés dans le tableau 42 suivant.

Tableau 42 : Distance parcourue selon la taille de l'entreprise

	Ecole d'ingénieurs		Docteurs	
	Mobilité	Indist	Mobilité	Indist
<i>Réf. HRD*grande entreprise</i>				
R&D*petite entreprise	-0,43*	-0,46*	-0,25	-0,73
R&D*grande entreprise	0,23	0,21	0,41*	1,01**
HRD*petite entreprise	-0,08	-0,14	-0,19	-0,35
<i>Les mêmes variables de contrôle que dans les modèles précédents ont été introduites</i>				
N <sup>55</sup>	678		297	

Note : \*\*\* sign. à 1 %, \*\* sign. à 5 %, \* sign à 10 %.

Tout d'abord, les résultats montrent que soit le type d'activités considérées, les petites entreprises ont un recrutement plus local que les grandes entreprises. Concernant les entreprises de moins de 50 salariés, les diplômés ont moins de chances de connaître une migration et de parcourir une distance importante s'ils sont employés au sein des activités de R&D par rapport aux autres types d'activités. Le résultat inverse est trouvé pour les entreprises de plus de 50 salariés. Conformément à la littérature, ce résultat suggère que les petites entreprises cherchent à bénéficier plus fréquemment des externalités et des connaissances développées au sein des universités locales que les grandes entreprises et qu'un des canaux possibles de ce transfert de connaissances est l'embauche de jeunes diplômés locaux.

## 8. Proximité spatiale et salaire

Après avoir analysé les différents déterminants de la migration des jeunes diplômés, nous pouvons analyser les rendements salariaux de cette migration; c'est ce que nous présentons dans cette partie.

<sup>55</sup> Les effectifs sont plus réduits dans ces modèles car les diplômés déclarant ne pas connaître la taille de leur entreprise ne sont pas pris en compte.

## 8.1. Résultats du rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO

Dans un premier temps, nous estimons le rendement de la mobilité et de la distance par une fonction de gains classique par les Moindres Carrés Ordinaires. Le tableau n° 43 suivant présente les rendements salariaux de la mobilité et de la distance par diplôme et type d'activités, « *toutes choses égales par ailleurs* ». Les résultats détaillés des régressions sont présentés en [annexe T](#) dans les tableaux n° 59 et 60.

Tableau 43 : Rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO par diplôme

	Ecole d'ingénieurs			Docteurs		
	Ensemble	R&D	Hors R&D	Ensemble	R&D	Hors R&D
Mobilité	8 %***	-3,0 %	9,0 %***	11 %***	13 %***	6 %
Coefficient de Distance	0,02 %***	0,001 %	0,03 %***	0,01 %*	0,02 %**	0,0 %
50km	0,08 %		0,12 %	0,04 %	0,08 %	
100km	0,09 %		0,14 %	0,05 %	0,09 %	
300km	0,11 %		0,17 %	0,06 %	0,11 %	

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Les estimations par MCO révèlent un rendement salarial significatif de la mobilité et de la distance parcourue que ce soit pour les docteurs ou les diplômés d'écoles d'ingénieurs. En effet, le fait d'avoir connu une mobilité après ses études entraîne un rendement salarial de 11 % (significatif à 1 %) pour les docteurs et de 8 % (significatif à 1 %) pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs. Le gain salarial par kilomètre parcourue est de 0,02 % pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs (significatif à 1 %) et de 0,01 % pour les docteurs (significatif à 10 %).

Nous avons ensuite effectué les mêmes estimations en séparant les diplômés travaillant dans les activités de R&D et ceux travaillant dans d'autres types d'activités. Pour les docteurs, le rendement salarial de la mobilité et de la distance est positivement significatif dans le secteur recherche et non significatif dans le secteur hors recherche. Dans le cas des diplômés d'écoles d'ingénieurs, nous trouvons le résultat inverse. En effet, la mobilité ou la distance parcourue n'apparaît pas apporter un rendement salarial significatif dans le secteur R&D alors que celui-ci est de 9 % (significatif à 1 %) pour la mobilité et de 0,03 % (significatif à 1 %) pour la distance dans le secteur hors recherche.



## **8.2. Résultats du rendement salarial de la mobilité et de la distance : pris en compte des effets de sélection**

Les rendements salariaux à partir des MCO risquent d'être biaisés à cause de l'existence d'effets de sélection. Dans cette section, nous estimons donc les rendements salariaux à l'aide d'un 2PSLS<sup>56</sup> lorsqu'on s'intéresse à la variable mobilité et un 2TSLS lorsque la variable d'intérêt est la variable distance. Nous introduisons dans les fonctions de gains la valeur prédite de la migration et les résidus généralisés estimés à partir du probit et du tobit.

### ***8.2.1. Test d'endogénéité et qualité des instruments***

Avant de présenter les résultats, il est important de tester la qualité de nos instruments. Les équations structurelles correspondant à la première étape en fonction des types d'activités et du diplôme sont présentées en [annexe S](#) dans les tableaux 57 et 58. Comme nous l'avons souligné, afin d'identifier notre modèle, nous devons introduire des variables instrumentales dans la première étape, soit dans le probit et le tobit. Ces variables doivent affecter la décision de migrer/la distance parcourue mais ne pas avoir d'impact sur le salaire. Nous disposons de variables instrumentales concernant les caractéristiques individuelles des diplômés qui sont la mobilité internationale (uniquement pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs) ainsi que la situation du père à la fin des études du diplômé (uniquement pour les docteurs). Nous utilisons également la variable concernant la part de chercheurs dans la région de l'établissement de formation comme variable instrumentale. Nos variables instrumentales sont relativement similaires à celles utilisées dans d'autres études empiriques concernant la mobilité. Par exemple, Nakosteen et *al.* (2008) utilisent comme variables instrumentales : le taux de chômage de la région, le niveau social des parents et la migration antérieure de l'individu. Détang-Dessendre et *al.* (2004) ont choisi comme variable instrumentale la situation du père à la fin des études ainsi que la densité de la ville du jeune diplômé à la fin de ses études.

---

<sup>56</sup> 2PSLS et 2TSLS signifient respectivement Two-Stage Probit Least Squares et Two-Stage Tobit Least Squares.

Nous pouvons, tout d'abord, remarquer qu'au sein de chaque régression, au moins un instrument est significatif. Nous avons souligné auparavant que les instruments doivent satisfaire deux propriétés : expliquer la migration mais ne pas avoir d'impact sur le salaire. Afin de tester la seconde propriété, nous avons vérifié qu'aucun de nos instruments n'est significatif au sein de fonctions de gains classiques.

### 8.2.2. Rendement salarial de la mobilité : 2PSLS

Le tableau 44 présente les rendements de la mobilité en fonction du type d'activités et selon le diplôme considéré, « toutes choses égales par ailleurs ». Le détail des résultats des fonctions de gains se trouvent en [annexe U](#) au sein des tableaux 61 et 62. La quatrième ligne du tableau montre le coefficient des résidus généralisés calculé à partir du probit.

Tableau 44 : Rendement salarial de la mobilité par type d'activités et diplôme

	Ecole d'ingénieurs			Docteurs		
	Ensemble	R&D	Hors R&D	Ensemble	R&D	Hors R&D
Pr(Mobilité)	0,04	-0,07	0,18	-0,04	-0,42**	0,16
RES	0,05***	-0,01	0,07***	0,07***	0,10***	0,02
N	716	175	541	366	218	148

Note : \*\*\* sign. à 1 %, \*\* sign. à 5 %, \* sign à 10 %.

Dans le cas des docteurs, il existe une auto-sélection positive importante pour ceux travaillant dans le secteur recherche. Ce résultat indique que la variable mobilité est endogène. Le fait que le coefficient soit positif signifie que les docteurs connaissant une mobilité possèdent des caractéristiques inobservables, telles que la motivation, qui entraînent un salaire plus élevé. L'utilisation de la régression par instrumentation est donc appropriée. En effet, les rendements salariaux par les MCO ont tendance à être sur-estimés dus à l'existence de biais de sélection positif. Par contre, il ne semble pas exister d'effets de sélection associés à la mobilité pour les docteurs travaillant dans le secteur hors recherche. Ce résultat peut s'expliquer par un marché du travail défavorable pour les docteurs dans le secteur hors recherche. Après avoir pris en compte l'endogénéité, le rendement salarial reste non significatif pour ceux travaillant dans le secteur hors recherche et devient négativement significatif pour ceux travaillant dans le secteur R&D. En effet, pour les docteurs travaillant

dans la R&D, le fait de connaître une mobilité entraîne une perte salariale de 52 %<sup>57</sup>. Ce résultat valide en partie notre hypothèse selon laquelle la mobilité a un impact négatif sur le salaire dans les activités de R&D. Pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, nous trouvons le signe attendu, soit un rendement salarial positif de la mobilité pour les diplômés employés dans le secteur hors recherche et un rendement négatif pour ceux dans le secteur R&D. Mais ces résultats apparaissent non significatifs.

### 8.2.3. Rendement salarial de la distance : 2TSLS

Tableau 45 : Rendement salarial de la distance par type d'activités et diplôme

	Ecole d'ingénieurs			Docteurs		
	Ensemble	R&D	Hors R&D	Ensemble	R&D	Hors R&D
Pr (distance)	0,03	-0,06**	0,07*	-0,00	-0,05*	0,03
RES	0,03***	0,01	0,04***	0,04	0,06**	-0,02
50 km		-0,23	0,27		-0,20	
100 km		-0,28	0,32		-0,23	
300 km		-0,34	0,40		-0,29	
N	716	175	541	266	218	148

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Nous pouvons déterminer l'existence de biais de sélection, en introduisant uniquement les résidus généralisés au sein des fonctions de gains. Pour l'ensemble des diplômés, que ce soit les ingénieurs ou les docteurs, nos résultats montrent un biais de sélection positif à la mobilité. Ce biais risque de surestimer le rendement trouvé par les MCO. En effet, les nouvelles estimations montrent un rendement non significatif de la distance pour l'ensemble des diplômés. Nous trouvons des résultats différents lorsque nous séparons ceux employés dans le secteur R&D et ceux employés dans le secteur hors R&D.

Concernant les diplômés d'écoles d'ingénieurs, lorsqu'on introduit les résidus généralisés au sein de la fonction de gains, ils apparaissent positifs dans le secteur recherche et négatifs dans le secteur hors recherche. Il semble donc exister un biais de sélection négatif à la mobilité pour les diplômés travaillant dans le secteur hors recherche et un biais de sélection positif pour ceux travaillant dans le secteur recherche. Nous pouvons souligner qu'un biais de sélection négatif peut signifier que ce sont les « meilleurs » qui restent au niveau local (Lemistre et *al.*, 2011), les autres participants à un marché du travail national. Contrairement à la fonction de gains par MCO, le rendement salarial de la distance est

<sup>57</sup> Pour l'interprétation des coefficients, la formule  $(1 - \exp(0.42)) * 100$  est utilisée.

négatif pour les diplômés employés dans le secteur R&D (-0,06 %, significatif à 5 %). Par contre, pour les diplômés employés dans le secteur hors recherche, le rendement salarial de la distance est fortement positif (+0,07 %, significatif à 10 %).

Concernant les docteurs, il existe un biais de sélection positif associé à la distance parcourue pour l'ensemble des docteurs et pour ceux travaillant dans le secteur R&D, et un biais de sélection non significatif pour ceux travaillant dans d'autres types d'activités. Il semble également que pour les docteurs employés dans la R&D, la distance parcourue ait un rendement salarial négatif, celui-ci étant de -0,05 % (significatif à 10 %). Ces résultats semblent valider notre hypothèse selon laquelle la mobilité apporte un rendement salarial différent selon les deux types d'activités. Le fait que le rendement de la distance soit négatif pour les diplômés employés dans le secteur R&D suggère que ces diplômés possèdent un capital humain scientifique spécifique valorisé par les entreprises, ce qui est conforme aux prédictions des théories issues de l'économie de la connaissance.

## **9. Pôles de compétitivité, migration et salaire**

Dans cette partie, nous nous intéressons plus particulièrement à l'impact de la formation au sein des pôles de compétitivité sur la mobilité des jeunes diplômés ainsi que sur le salaire de ces derniers en fonction du type d'activités exercées.

### **9.1. Pôles de compétitivité, migration, activité de R&D**

Nous avons supposé que le comportement migratoire du diplômé peut différer selon qu'il a été formé dans une école appartenant à un pôle de compétitivité ou non. Comme nous l'avons décrit auparavant, la variable pôle signifie que le diplômé a été formé au sein d'un pôle de compétitivité et que le secteur du pôle correspond à la discipline du diplôme de l'ingénieur. Au vu des faibles effectifs, nous nous intéressons ici uniquement aux pôles de compétitivité à vocation mondiale ou mondiaux.

Tableau 46 : Pôles, migration, activité de R&D

	Mobilité	Ln (distance)
<i>Réf.</i> HRD*NPM/VM		
RD*PM/VM	0,06	0,17
HRD*PM/VM	-0,06	-0,04
R&D*NPM/VM	-0,07	-0,03
<i>Les mêmes variables de contrôle que dans les modèles précédents ont été introduites</i>		
N	716	

Notes : PCM : Pôles de compétitivité mondiaux, PCVM : Pôles de compétitivité à vocation mondiale.  
\*\*\*, \*\*, \* significatif à 1 %, 5 %, 10 %.

Contrairement à ce que nous avons supposé (hypothèse 3), les résultats du tableau 46 apparaissent non significatifs. Il ne semble donc pas que les diplômés d'écoles d'ingénieurs formés au sein d'un pôle de compétitivité mondial ou à vocation mondiale connaissent une mobilité moins importante s'ils travaillent dans le secteur R&D par rapport à leurs counterparts dans le secteur hors recherche.

## 9.2. Rendement salarial selon les pôles de compétitivité

Dans cette section, nous cherchons à déterminer si le rendement salarial diffère au sein des activités de R&D si le diplômé a été formé dans un pôle de compétitivité et en fonction de la mobilité. Nous présentons, tout d'abord, les résultats par fonctions de gains classiques par la méthode des MCO. Puis, nous les comparons aux résultats trouvés avec pris en compte de l'endogénéité.

### 9.2.1. Résultats du rendement salarial selon les pôles de compétitivité par les MCO

Les tableaux n° 47, 48 et 49 comprennent uniquement les résultats du coefficient R&D, les résultats détaillés des estimations se trouvent [en annexe V](#) dans le tableau 63.

Tableau 47 : Rendement salarial de la R&D selon les pôles de compétitivité

	PCM ou PCVM	Non PCM et non PCVM
R&D	0,14***	0,05
N	293	423

Notes : PCM : Pôles de compétitivité mondiaux, PCVM : Pôles de compétitivité à vocation mondiale.  
\*\*\*, \*\*, \* significatif à 1 %, 5 %, 10 %.

Les résultats du tableau 47 ne prennent pas en compte si le diplômé a connu une mobilité ou non. Nous pouvons constater qu'avoir été formé au sein d'un pôle de compétitivité mondial ou à vocation mondiale entraîne un rendement salarial positif et significatif pour les diplômés employés dans les activités de R&D (14 % significatif à 1 %). Ce résultat peut s'expliquer de plusieurs façons. Nous pouvons tout d'abord supposer que le diplômé formé au sein d'un pôle de compétitivité possède un capital humain spécifique qu'il peut faire valoriser au sein des entreprises. Il peut également avoir acquis des réseaux au sein du pôle lui permettant de trouver un emploi mieux rémunéré. Enfin, le fait d'avoir été formé dans un pôle mondial ou à vocation mondiale peut être un signal positif auprès des employeurs.

Nous nous intéressons maintenant aux différences de rendement en fonction de la mobilité. Nous utilisons trois définitions différentes de la mobilité : supérieure à 20 km, 30 km et 50 km. Il est, en effet, difficile d'identifier clairement le territoire des pôles de compétitivité.

Tableau 48 : Pôles de compétitivité, rendement salarial, et mobilité

Pôles de Compétitivité mondial ou à vocation mondiale						
	N M	Mob Sup. 20km	NM	Mob sup.30km	NM	Mob Sup.50 km
R&D	0,20*	0,12**	0,25***	0,10*	0,22***	0,10*
N	72	221	84	209	94	199

Notes : NM : Non Mobilité. \*\*\*, \*\*, \* significatif à 1 %, 5 %, 10 %.

Note de lecture : Les diplômés formés dans un pôle de compétitivité et n'ayant pas connu de mobilité perçoivent un rendement salarial de 20 % lorsqu'ils sont employés dans les activités de R&D.

Tableau 49 : Non pôles de compétitivité, rendement salarial mobilité

Non pôles de compétitivité mondial ou à vocation mondiale						
	N M	Mob Sup. 20km	NM	Mob sup.30km	NM	Mob Sup.50 km
R&D	0,17*	0,02	0,14**	0,02	0,09	0,03
N	78	345	110	313	131	293

Notes : NM : Non Mobilité. \*\*\*, \*\*, \* significatif à 1 %, 5 %, 10 %.

Note de lecture : Les diplômés non formés dans un pôle de compétitivité et n'ayant pas connu de mobilité perçoivent un rendement salarial de 17 % lorsqu'ils sont employés dans les activités de R&D.

Les résultats des tableaux 48 et 49 confirment l'effet positif sur le salaire du fait d'avoir été formé au sein d'un pôle pour les diplômés employés dans le secteur R&D. Ce

résultat est particulièrement vrai pour les diplômés n'ayant pas connu de mobilité. En effet, les diplômés n'ayant pas connu de mobilité, formés au sein d'un pôle et employés au sein des activités de R&D perçoivent un rendement salarial positif de 22 %. Le rendement est de 13 % pour ceux ayant connu une mobilité. Ces résultats restent vrais quelle que soit la définition de la mobilité mobilisée. Nous pouvons expliquer ce rendement salarial important par le développement au sein des pôles d'un capital humain scientifique valorisé par les entreprises ou également par un meilleur appariement avec l'employeur. Nous pouvons, par ailleurs, souligner que pour les diplômés employés dans le secteur R&D non formés au sein d'un pôle, la non mobilité apporte également un rendement salarial positif. Ce rendement disparaît lorsque nous définissons la mobilité comme supérieure à 50 km. Ce résultat corrobore, dans une certaine mesure, les résultats trouvés précédemment.

### ***9.2.1. Résultats du rendement salarial selon les pôles de compétitivité avec prise en compte des biais de sélection***

Comme nous l'avons mentionné précédemment, afin de prendre en compte l'endogénéité, nous devons dans un premier temps estimer un probit bivarié avec comme variables dépendantes le fait d'avoir été formé dans un pôle de compétitivité ou non et le fait d'avoir connu une mobilité ou non. Les résultats se trouvent en [annexe V](#) au sein du tableau 64. Les résultats montrent que le fait d'être formé au sein d'un pôle de compétitivité dépend fortement de la discipline du diplôme. Il semble également que les diplômés ayant obtenu une mention au bac (bien ou très bien) ont plus de chances de choisir une école au sein d'un pôle de compétitivité. Par ailleurs, le coefficient de corrélation ( $\rho$ ) des termes d'erreurs entre pôle de compétitivité et mobilité est significativement négatif (10 %), ce qui révèle que ces deux faits sont corrélés négativement, comme nous l'avions supposé.

Les tableaux 50 et 51 présentent les rendements salariaux du fait de travailler dans la recherche en fonction des quatre situations. Pour rappel,  $\lambda^P$  et  $\lambda^M$  représentent respectivement l'inverse du ratio de Mills du fait d'avoir été formé au sein d'un pôle de compétitivité et de connaître une mobilité.

Tableau 50 : Pôles de compétitivité, rendement salarial

	Pôles de compétitivité mondiaux ou à vocation mondiale					
	N Mob.	Mob. >20 km	N Mob.	Mob. >30 km	N Mob.	Mob. >50 km
R&D	0,23**	0,16**	0,28***	0,11**	0,24***	0,11*
$\lambda^P$	1,15**	-0,58**	0,87**	-0,54**	0,74*	-0,56**
$\lambda^M$	-0,52	0,29	-0,45	0,17	-0,35	0,11
N	72	221	84	209	94	199

Notes : NM : Non Mobilité. \*\*\*, \*\*, \* significatif à 1 %, 5 %, 10 %.

Tableau 51 : Non pôles de compétitivité, rendement salarial

	Non Pôles de compétitivité mondiaux ou à vocation mondiale					
	N Mob.	Mob. >20 km	N Mob.	Mob. >30 km	N Mob.	Mob. >50 km
R&D	0,17*	0,02	0,13*	0,02	0,17**	0,03
$\lambda^P$	-0,16	-0,20	-0,27	-0,19	-0,62	-0,59
$\lambda^M$	0,05	0,11	0,16	0,10	0,14	0,11
N	78	345	110	313	131	293

Notes : NM : Non Mobilité. \*\*\*, \*\*, \* significatif à 1 %, 5 %, 10 %.

Tout d'abord, seul l'inverse du ratio de Mills associé au fait d'être formé dans un pôle de compétitivité  $\lambda^P$  est significatif pour les diplômés formés au sein des pôles quelle que soit la définition de la mobilité prise en considération. Pour les diplômés formés dans un pôle et n'ayant pas connu de mobilité,  $\lambda^P$  est significativement positif alors qu'il est négativement significatif pour ceux ayant connu une mobilité. Par contre, il ne semble pas exister de biais de sélection pour les diplômés non formés dans un pôle de compétitivité.

Après avoir pris en compte les biais de sélection, le fort rendement salarial pour les diplômés employés au sein des activités de R&D et formés au sein d'un pôle de compétitivité est toujours présent particulièrement pour ceux n'ayant pas connu de mobilité. En effet, pour ces derniers, le rendement salarial est de l'ordre de 26 %. Ces résultats confirment que pour les ingénieurs travaillant dans la R&D, le fait d'avoir été formé dans un pôle apporte une valeur ajoutée sur le marché du travail.



## **10. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux effets de proximité dans les activités de R&D pour les jeunes diplômés, plus particulièrement les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs. Selon la théorie standard, il existe un lien positif entre la distance parcourue par le jeune diplômé et le salaire perçu. Les individus adoptant un comportement maximisateur, ils choisiront de migrer après leurs études s'ils perçoivent un gain salarial positif. Nous avons supposé que les diplômés locaux dans les activités de R&D disposent d'un capital humain scientifique spécifique pouvant remettre en cause cet arbitrage distance-salaire. Les diplômés locaux possèdent des réseaux sociaux locaux et ont accumulé des savoirs tacites recherchés par les entreprises, leur permettant notamment d'accroître leurs capacités d'absorption. Notre hypothèse semble en partie validée. Tout d'abord, nos résultats montrent l'existence de biais de sélection à la migration des diplômés, l'estimation par des fonctions de gains standards n'est donc pas appropriée. Après avoir pris en considération ces biais, le rendement salarial de la distance est négatif pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs employés dans le secteur R&D. Par contre, concernant ceux employés dans le secteur hors-recherche, nous trouvons un rendement salarial positif de la distance uniquement pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs.

Nous nous sommes également plus particulièrement intéressés au rendement salarial des activités de R&D au sein des pôles de compétitivité. Après avoir pris en compte l'endogénéité, nos résultats montrent une forte valorisation des activités de R&D pour les diplômés formés et restant au sein d'un pôle de compétitivité mondial ou à vocation mondiale. Ce résultat peut suggérer le développement d'un capital humain scientifique spécifique au sein des pôles recherché et valorisé par les entreprises.

Par contre, il ne semble pas exister d'effet de proximité spatiale plus important dans le recrutement pour les activités de R&D par rapport aux autres types d'activités. Au contraire, dans le cas des docteurs, nous trouvons l'effet inverse. Il semblerait que les docteurs travaillant dans les activités de R&D connaissent une migration plus importante que ceux employés dans d'autres types d'activités. Ce résultat peut s'expliquer par la difficulté des docteurs à s'insérer au sein des activités de R&D dans le secteur privé et peut également révéler un manque de collaboration entre les universités et les entreprises locales. Nous pouvons supposer que les docteurs développent moins de réseaux avec les départements de

R&D des entreprises locales. Contrairement à ce qu'on pouvait supposer, il n'apparaît pas non plus d'effet proximité plus important pour les activités de R&D au sein des pôles de compétitivité. Une étude sur le long terme apparaît tout de même nécessaire pour confirmer ces résultats. Nous nous situons, en effet, au tout début de la mise en place des pôles de compétitivité même si certains existaient déjà (Sophia-Antipolis, Grenoble, Toulouse...). Comme le souligne Lachmann (2010), la réussite d'un cluster nécessite un temps de maturation, une durée d'apprentissage et de développement, qui est évalué par Porter entre 5 à 10 ans.

Il semble néanmoins exister un effet de proximité plus important pour les petites entreprises que pour les grandes entreprises. Cette étude demanderait à être prolongée avec des données plus détaillées concernant l'activité des entreprises. En effet, le rôle de la proximité géographique semble différer selon la nature de la R&D exercée par l'entreprise (Léveque et *al.*, 1996), les phases du processus d'innovation (Torre, 2008) ou encore le secteur d'activité (Audretsch et *al.*, 2005).

Ce chapitre montre l'importance de la notion du territoire lorsqu'on s'intéresse aux activités de R&D. Nos résultats confirment les travaux de Camagni et Cappello (2009) montrant qu'un investissement plus important dans les activités de R&D, dans le système éducatif ou l'entrepreneuriat n'est pas suffisant pour le développement de l'économie de la connaissance. Les politiques devraient être également tournées vers des stratégies d'accroissement des synergies locales et de coopérations à travers les acteurs locaux.

**BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE III**

ACS, Z.J., AUDRETSCH, D.B., FELDMAN, M.P. (1994), R&D spillovers and recipient firm size, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 76, n° 2, pp. 336-340.

ACS, Z.J., FITZROY, F.R., SMITH, I. (1999), High Technology Employment, Wages and University R&D Spillovers : Evidence from US Cities, *Economics of innovation and New Technology*, vol. 8, n° 1-2, pp. 57-78.

ADAMS, J.D. (2002), Comparative localization of academic and industrial spillovers, *Journal of Economic Geography*, vol. 2, n° 3, pp. 253-278.

ALLEN, T.J. (1977), *Managing the flows of technology: technology transfer and the dissemination of technological information within the R&D organization*, MIT Press, Cambridge, MA.

ALMEIDA, P., KOGUT, B. (1999), Localization of knowledge and the mobility of engineers in regional networks, *Management Science*, vol. 45, n° 7, pp. 905-917.

ANSELIN, L., VARGA, A., ACS, Z. (1997), Local geographic spillovers between university research and high technology innovations, *Journal of Urban Economics*, vol. 42, n° 3, pp. 422-448.

ANSELIN, L., VARGA, A., ACS, Z. (2000), Geographical Spillovers and University Research: a Spatial Econometric Perspective, *Growth and Change*, vol. 31, n° 4, pp. 501-515.

AUDRETSCH, D.B., FELDMAN, M.P. (1996), R&D spillovers and the geography of innovation and production, *American Economic Review*, vol. 86, n° 3, pp. 630-640.

AUDRETSCH, D.B., LEHMAN, E.E., WARNING, S. (2005), University spillovers and new firm location, *Research Policy*, Vol. 34, n° 7, pp. 1113-1122.

AUDRETSCH, D.B., STEPHAN, P.E. (1996), Company-scientists locational links: the case of biotechnology, *American Economic Review*, vol. 86, n° 3, pp. 641-652.

BEESON, P., MONTGOMERY, E. (1993), The effects of colleges and universities on local labor markets, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 75, n° 4, pp. 753-761.

BLANC, C. (2004), *Pour un écosystème de la croissance*, Rapport au Premier Ministre, Assemblée Nationale, Paris.

BOCQUET, R., MOTHE, C. (2009), Gouvernance et performance des pôles de PME, *Revue Française de Gestion*, vol. 35, n° 1901, pp. 101-122.

BOSCHMA, R. (2005), Proximity and innovation: a critical assessment, *Regional Studies*, vol. 39, n° 1, pp. 61-74.

BOWLES, S. (1970), Migration as Investment : Empirical Test of the Human Investment Approach to Geographical Mobility, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 52, n° 4, pp. 356-362.

BOZEMAN, B., DIETZ, J., GAUGHAN, M. (2001), Scientific and Technical Human Capital: An Alternative Model for Research Evaluation, *International Journal of Technology Management*, vol. 22, n° 8, pp. 716-740.

BRASWELL, C.M., GOTTESMAN, R. (2001), Analysis of Factors influencing employment migration of recent degree recipients, présenté à l'Annual Meeting of the Association for Institutional Research, Long Beach, CA, 3-6 juin.

BRENNER, T. (2007), Local knowledge resources and knowledge flows, *Industry and Innovation*, vol. 14, n° 2, pp. 121-128.

BROUILLAT, E., LUNG, Y. (2010), Spatial distribution of innovative activities and economic performances: a geographical-friendly model, Working Paper GREThA, n° 2010-11, Université Montesquieu Bordeaux.

BUSCH, O., WEIGERT, B. (2010), Where have all the graduates gone? Internal cross-state migration of graduates in Germany 1984-2004, *The Annals of Regional Science*, vol. 44, n° 3, pp. 559-572.

CAMAGNI, R., CAPELLO, R. (2009), Knowledge-Based Economy and Knowledge Creation: The Role of Space, Dans : FRATESTI, U., SENN, L. (eds), *Knowledge-Based Economy and Knowledge Creation: The Role of Space*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 145-165.

COCKBURN, I.M., HENDERSON, R. (1998), Absorptive capacity, coauthoring behavior and the organization of research in drug discovery, *The Journal of Industrial Economics*, vol. 66, n° 2, pp. 157-182.

COHEN, W., LEVINTHAL, D. (1989), Innovation and Learning: the two faces of R&D, *The Economic Journal*, vol. 99, n° 397, pp. 569-596.

COMBES, P.P., DURANTON, G. (2006), Labour pooling, labour poaching, and spatial clustering, *Regional Science and Urban Economics*, vol. 36, n° 1, pp. 1-28.

COMBES, P.P., DURANTON, G., GOBILLON, L. (2008), Le rôle des marchés locaux dans la concentration spatiale des activités économiques, *Revue de l'OFCE*, vol. 1, n° 104, pp. 141-177.

COMMISSION DES DIRECTEURS DES ECOLES FRANÇAISES D'INGENIEURS (2006), Enquête sur l'implication des Ecoles françaises d'ingénieurs dans les pôles de

compétitivité, premiers éléments d'analyse, Commission « Ecoles d'ingénieurs et Territoires ».

DAHL, G. (2002), Mobility and the return to education: testing a Roy model with multiple markets, *Econometrica*, vol. 70, n° 6, pp. 2367-2420.

DATAR (2004), *La France, puissance industrielle, Une nouvelle politique industrielle par les territoires*, La documentation française.

DA VANZO, J. (1983), Repeat migration in the United States: Who moves back and who moves on?, *Review of Economics and Statistics*, vol. 65, n° 4, pp. 552-559.

DE BLASIO, G., DI ADDARIO, S. (2005), Do workers benefit from industrial agglomeration?, *Journal of Regional Science*, vol. 45, n° 4, pp.797-827.

DEFELIX, C., COLLE, R., RAPIAU, M.T. (2008), Prendre en compte le facteur humain au sein des pôles de compétitivité : la longue marche vers l'innovation sociale, *Revue Management & Avenir*, n° 20, pp. 9-29.

DÉTANG-DESSENDRE, C., DRAPIER, C., JAYET, H. (2004), The impact of migration on wages: empirical evidence from French youth, *Journal of Regional Science*, vol. 44, n° 4, pp. 661-691.

DI CINTIO, M., GRASSI, E. (2010), Internal Migration and Wages of Italian University Graduates, Working Paper MPRA Paper n° 26707, University Library of Munich.

DURANTON, G., MARTIN, P., MAYER, T., MAYNERIS, F. (2008), Les pôles de compétitivité : que peut-on en attendre ?, Opuscules du CEPREMAP n° 10, CEPREMAP.

DUSSAUGE, P., GARRETTE, B., MITCHELL, W. (2000), Learning from competing partners : outcomes and duration of scale and link alliances in Europe, North America and Asia, *Strategic Management Journal*, vol. 21, n° 2, pp. 99-126.

ESTADES, J., JOLY, P.B., MANGEMATIN, V. (1996), Dynamique des relations industrielles dans les laboratoires d'un grand organisme public de recherche : coordination, apprentissage, réputation et confiance, *Sociologie du Travail*, vol. 38, n° 3, pp. 391-408.

FALARIS, M. (1988), Migration and wage of young men, *Journal of Human Resources*, vol. 23, n° 4, pp. 514-534.

FELDMAN, M.P. (1999), The new economics of innovation, spillovers and agglomeration: a review of empirical studies, *Economic Innovation New Technology*, vol. 8, n° 1-2, pp. 5-25.

- FORAY, D. (2000), *L'économie de la connaissance*, Repères, La découverte.
- GABRIEL, P. E., SCHMITZ, S. (1995), Favorable self-selection and the internal migration of Young white males in the United States, *Journal of Labor Economics*, vol. 30, n° 3, pp. 460-471.
- GERTLER, M.S. (2003), Tacit knowledge and the economic geography of context, or the undefinable tacitness of being (there), *Journal of Economic Geography*, vol. 3, n° 1, pp. 75-99.
- GOTTLIEB, P.D., JOSEPH, G. (2006), College-to-work migration of technology graduates and holders of doctorates within the united states, *Journal of Regional Science*, vol. 46, n° 4, pp. 627-659.
- GOURIEROUX, C., MONFORT, A., RENAULT, E., TROGNON, A. (1987), Generalized Residuals, *Journal of Econometrics*, vol. 34, n° 1-2, pp. 5-32.
- GRANT, R.M. (1996), Toward a knowledge-based view of the firm, *Strategic Management Journal*, vol. 17, pp. 109-122.
- GRAVES, P.E., LINNEMAN, P.D. (1979), Household migration: theoretical and empirical results, *Journal of Urban Economics*, vol. 6, n° 3, pp. 383-404.
- GREENWOOD, M.J. (1975), Research in internal Migration in the United States: a survey, *Journal of Economic Literature*, vol. 13, n° 2, pp. 397-433.
- GREENWOOD, M.J. (1997), Internal Migration in Developed Countries?, Dans : ROSENZWEIG, M.R., STARK, O. (eds), *Handbook of Population and Family Economics*, Elsevier Science, pp. 647-720.
- GROSSETTI, M. (1990), Enseignement supérieur et technopôles. Le cas de l'informatique à Toulouse, *Revue Française de Sociologie*, vol. 31, n° 3, pp. 463-482.
- GROSSETTI, M. (1995), *Science, industrie et territoire*, Presses universitaires du Mirail, Toulouse.
- GROSSETTI, M. (2000), Les effets de proximité spatiale dans les relations entre organisations : une question d'encastrement, *Espace et Société*, n° 101-102, pp. 203-219.
- GROSSETTI, M. (2004), Genèse de deux systèmes urbains d'innovation en France : Grenoble et Toulouse, Réalités Industrielles, Annales des Mines, Paris.
- GROSSETTI, M., BES, M.P. (2001), Encastrement et découplages dans les relations science-industrie, *Revue Française de Sociologie*, vol. 42, n° 2, pp. 327-355.

HAM, J., LI, X., REAGAN, P. (2004), Propensity score matching, a distance-based measure of migration, and the wage growth of Young men, Staff Reports n° 212, Federal Reserve Bank of New York.

HECKMAN, J.J. (1979), Sample selection bias as a specification error, *Econometrica*, vol. 47, n° 1, pp. 153-161.

HENNING, C., HENNINGSEN, A. (2007), Modeling frame households price responses in the presence of transaction costs and heterogeneity in labor market, *American Journal of Agricultural Economics*, vol. 89, n° 3, pp. 665-681.

HENNINGSEN, A., TOOMET, O. (2010), Package "Sampleselection", CRAN R Project, <http://cran.r-project.org/web/packages/sampleSelection/index.html>.

HERZOG, H.W., SCHLOTTMANN, A.M, BOEHM, T.P. (1993), Migration as spatial job search: a survey of empirical findings, *Regional Studies*, vol. 27, n° 4, pp. 327-340.

HEUER, R.E. (2004), Migration of recent college graduates, *Dissertation Abstracts International*, 65.

HOLZER, H., IHLANFELDT, K., SJOQUIST, D. (1994), Work, Search, and Travel among White and Black Youth, *Journal of Urban Economics*, vol. 35, n° 3, pp. 320-345.

HOWELLS, J.R (1996), Tacit Knowledge, Innovation and Technology Transfer, *Technology Analysis & Strategic Management*, vol. 8, n° 2, pp. 91-106.

HUSSLER, C. (2004), *Espaces, externalités de connaissance et innovation : éclairage théorique et empirique*, thèse de doctorat, Université L. Pasteur, Strasbourg.

HUSSLER, C., RONDE, P. (2005), Les réseaux d'innovation des chercheurs universitaires sont-ils géographiquement circonscrits ?, *Revue d'Economie Industrielle*, vol. 109, n° 1, pp. 69-90.

JAFFE, A.B. (1989), Real effects of academic research, *American Economic Review*, vol. 79, n° 5, pp. 957-970.

JAYET, H. (1996), L'analyse économique des migrants, une synthèse critique, *Revue Économique*, vol. 47, n° 2, pp. 193-226.

KODRZYCKI, Y. (2001), Migration of recent college graduates: evidence from the national longitudinal survey of youth, Federal Reserve Bank of Boston New England Economic Review, pp. 13-34.



LACHMANN, J. (2010), Le développement des pôles de compétitivité : quelle implication des universités ?, *Innovations*, vol. 3, n° 33, pp. 105-135.

LEMISTRE, P., MAGRINI, M.B. (2011), Job Qualification, Distance between Towns and Geographic Relocation for French Youth, *Urban Studies*, vol. 48, n° 10, pp. 2141-2161.

LEMISTRE, P., THIBAUT, M.B. (2008), La mobilité géographique des jeunes ouvriers et employés est-elle rentable ?, *Economie et Prévision*, vol. 4, n° 185, pp. 63-88.

LEVY, M.B., WADYCKI, W.J. (1974), What is the Opportunity Cost of Moving? Reconsideration of the Effects of Distance on Migration, *Economic and Cultural Change*, vol. 22, n° 2, pp. 198-214.

LEVY, R. (2005), La place de la recherche universitaire dans les systèmes d'innovation : une approche territorialisée, thèse de doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg.

LEVY, R., WOESSNER, R. (2007), Les thèses CIFRE, un indicateur de la structuration spatiale de la recherche, *Formation Emploi*, n° 97, pp. 51-66.

LINK, A.N., REES, J. (1990), Firm size, University based research, and the returns to R&D, *Small Business Economics*, vol. 2, n° 1, pp. 25-32.

LIPPMAN, S.A., MCCALL, J.J. (1976), The economics of job search: a survey, *Economic Inquiry*, vol. 14, n° 2, pp. 155-367.

LISSONI, F. (2001), Knowledge codification and the geography of innovation: the case of Brescia mechanical cluster, *Research Policy*, vol. 30, n° 9, pp. 1479-1500.

MACPHERSON, A. (1997), The role of producer service outsourcing in the innovation performance of new York State manufacturing firms, *Annals of the Association of American Geographers*, vol. 87, n° 1, pp. 52-71.

MAGRINI, M.B. (2006), Mobilité géographique des jeunes en insertion professionnelle, entre distance et proximité spatiale, thèse de doctorat, Université Toulouse 1, Toulouse.

MALECKI, E. (1997), *Technology and Economic Development: The Dynamics of Local, Regional and National Competitiveness*, 2<sup>nd</sup> edition, Addison Wesley Longman : London.

MARGIRIER, G. (2006), Mobilité géographique et salaires à l'entrée sur le marché du travail, *Revue d'Economie Politique*, vol. 116, n° 5, pp. 657-681.

MARSHALL, A. (1890), *The Principles of Economics*, London : McMillan.

MORTENSON, D.T. (1986), Job search and labor market analysis, Dans : ASHENFELTER, O., LAYARD, R. (eds), *Handbook of Labor economics*, vol. 2, pp. 849-919.

NAKOSTEEN, R.A., WESTERLUND, O., ZIMMER, M. (2008), Migration and self-selection: measured earnings and latent characteristic, *Journal of Regional Science*, vol. 48, n° 4, pp. 769-788.

NAKOSTEEN, R.A., ZIMMER, M. (1980), Migration and Income: The question of self-selection, *Southern Economic Association*, vol. 46, n° 3, pp. 840-851.

NELSON, F., OLSON, L. (1978), Specification and estimation of a simultaneous equation model with limited dependent variables, *International Economic Review*, vol. 19, n° 3, pp. 696-709.

NONAKA, I., TAKEUCHI, H. (1995), *The Knowledge-Creating Company*, Oxford University Press : Oxford.

OSTERGAARD, C. (2009), Knowledge flows through social networks in a cluster: comparing university and industry links, *Structural Change and Economic Dynamics*, vol. 20, n° 3, pp. 196-210.

POLANYI, M. (1958), *Personal Knowledge. Towards a Post Critical Philosophy*, Londres : Routledge.

POLANYI, M. (1962), Tacit knowledge, *Review of Modern Physics*, vol. 34, pp. 601-616.

POLANYI, M. (1966), *The Tacit Dimension*, Londres : Routledge & Kegan Paul.

PORTER, M. (1998), Clusters and the New Economics of Competition, *Harvard Business Review*, vol. 76, n° 6, pp. 77-90.

PORTER, M. (2000), Locations, Clusters and Company Strategy, Dans : CLARK, G., FELDMAN, M., GERTLER, M. (eds), *The Oxford Handbook of Economic Geography*, Oxford University Press : Oxford, pp. 253-274.

RALLET, A., TORRE, A. (2005), Proximity and localization, *Regional Studies*, vol. 39, n° 1, pp. 47-59.

RETOUR, D. (2009), Pôle de compétitivité, propos d'étape, *Revue Française de Gestion*, vol. 1, n° 190, pp. 93-99.

ROBINSON, C., TOMES, N. (1982), Self-selection and Interprovincial Migration in Canada, *The Canadian Journal of Economics*, vol. 15, n° 3, pp. 474-502.

SANDERSON, A., DUGONI, B. (2002), *Interstate migration patterns of recent science and engineering doctorate recipients*, Washington DC : National Science Foundation, Science Resources Statistics.

SAXENIAN, A. (1994), *Regional Advantage: Culture and Competition in Silicon Valley and Route 128*, Cambridge, MA : Harvard University Press.

SCHARTINGER, D., RAMMER, C., FISCHER, M.M., FRÖLICH, J. (2002), Knowledge interactions between universities and industry in Austria: sectoral patterns and determinants, *Research Policy*, vol. 31, n° 3, pp. 303-328.

SCHWARTZ, A. (1973), Interpreting the effect of distance on Migration, *The Journal of Political Economy*, vol. 18, n° 5, pp. 1153-1169.

SJAASTAD, L.A. (1962), The costs and return of human migration, *Journal of Political Economy*, vol. 70, n° 5, pp. 80-93.

STEPHAN, P.E., SUMELL, A.J, BLACK, G.C., ADAMS, J.D. (2004), Doctoral education and economic development: the flow of new PhD to industry, *Economic Development Quarterly*, vol. 18, n° 2, pp. 151-167.

STIGLER, G. (1962), Information in the labor market, *Journal of Political Economy*, vol. 70, n° 5, pp. 213-225.

SUMMELL, A.J., STEPHAN, P.E., ADAMS, J.D. (2009), Capturing knowledge: the location decision of new PhDs working in Industry, Dans : FRIEDMAN, R.B., GOROFF, D.L (eds), *Science and Engineering Careers in the United States: an analysis of markets and employment*, National Bureau of Economic Research, Inc, pp. 257-287.

TIXIER, J., CASTRO GONCALVES, L. (2008), Les pôles de compétitivité à l'heure de l'évaluation : quel modèle de « cluster à la française ? », *Réalités Industrielles, Annales des Mines*, Paris.

TORNATZKY, L., GRAY, D., TARANT, S., ZIMMER, C. (2001), *Who will stay and who will leave? Individual, Institutional, and State-Level predictors of state retention of recent science and engineering graduates*, Raleigh-Durham, NC : Southern Growth Policies Board, Southern Technology Council.

TORRE, A. (2008), On the role played by temporary geographical proximity in knowledge transmission, *Regional Studies*, vol. 42, n° 6, pp. 869-889.

VARGA, A. (2000), Local Academic Knowledge spillovers and the concentration of economic activity, *Journal of Regional Science*, vol. 40, n° 2, pp. 289-309.

VELLA, F. (1993), A simple estimator for simultaneous models with censored endogenous regressors, *International Economic Review*, vol. 34, n° 2, pp. 441-457.

VELLA, F. (1998), Estimating models with sample selection bias: a survey, *Journal of Human Resources*, vol. 33, n° 1, pp. 127-172.

VENHORST, V., VAN DIJK, J., VAN WISSEN, L. (2011), An Analysis of Trends in Spatial Mobility of Dutch Higher Educated Graduates, *Spatial Economic Analysis*, à paraître.

WHEELER, C.H. (2001), Search, Sorting and Urban Agglomeration, *Journal of Labor Economics*, vol. 19, n° 4, pp. 879-899.

ZUCKER, L.G, DARBY, M.R. (1996), Star scientists and institutional transformation: patterns of invention and innovation in the formation of the biotechnology industry, *Proceedings of the National Academy of Science*, vol. 93, n° 23, pp. 12709-12716.

ZUCKER, L.G., DARBY, M.R., BREWER, M.B. (1997), Intellectual human capital and the birth of U.S. biotechnology enterprises, *American Economic Review*, vol. 88, n° 1, pp. 290-306.

**ANNEXES CHAPITRE III**

Annexe M : Statistiques descriptives

Tableau 52 : Statistiques descriptives : variables individuelles

<b>Variables individuelles (en %)</b>	Docteurs	Ingénieurs	Total
Ln (salaire) moyenne (écart type)	7,42 (0,42)	7,46 (0,31)	7,45 (0,35)
Emploi R&D	59	24	36
Homme	67	77	73
Couple	49	19	29
Même lieu de résidence pendant les études secondaires	47	45	45
Mobilité internationale lors des études	37	47	43
Ecoles par voie de concours A (Source : CEFI)		23	
Autres diplômes que celui d'ingénieur		11	
Discipline du diplôme			
- Agronomie	41	12	8
- Physique/Chimie	29	4	16
- Sciences naturelles	1	2	11
- Mécanique	9	13	9
- Technologie	4	24	19
- Électronique	12	12	9
- Maths/informatique	4	10	
- Autres			
A bénéficié d'un financement CIFRE lors de son doctorat	14		
Projet lors du doctorat			
Travailler dans la recherche privée	33		
Travailler dans la recherche publique	47		
Situation du père à la fin des études			
Autres situation	76	89	84
Retraité	24	11	16
Entreprise de moins de 50 salariés	30	62	58
Entreprise de plus de 50 salariés	51	33	32
Ne sait pas	19	5	10
Travaille en région parisienne	35	35	35

**Annexe N : Les pôles de compétitivité**

<b>Pôles</b>	<b>Discipline</b>	<b>Type de pôles</b>	<b>Régions</b>
Alsace Biovalley	Biotechnologie/Santé	Vocation mondiale	Alsace
Fibres	Bioressources/Matériaux	National	
Véhicules du futur	Transport	National	
Alsace Energive	Écotechnologie/Énergie	National	
Hydreos	Écotechnologie	National	Aquitaine
Aerospace Valley	Aéronautique/espace TIC	Mondial	
Route des Lasers	Photonique	National	
Xylofutur	Bioressources/Matériaux	National	
Avenia	Écotechnologie/Énergie	National	Auvergne
Céréales Vallée	Agroalimentaire	National	
Elastopôle	Chimie/Matériaux	National	
Viameca	Mircrotechnique/Mécanique	National	Basse Normandie
Mov'eo	Transports	Vocation mondiale	
Filière équine	Agroalimentaire	National	
Transactions électroniques sécurisées	TIC	National	
Nucléaire Bourgogne	Énergie/Microtechnique/mécanique	National	Bourgogne
Vitabora	Agroalimentaire	National	
Images et réseaux	TIC	Vocation mondiale	Bretagne
Mer Bretagne	Énergie/TIC/transport	Vocation mondiale	
EMC2	Mircrotechnique/mécanique/matériaux	National	
IDforCAR	Transports	National	
Valorial	Agroalimentaire	National	
Cosmetic Valley	Biens de consommation	National	Centre
Elastopôle	Chimie/matériaux	National	
Céramique	Biens de consommation/matériaux	National	
S2E2	Énergie	National	
Dream	Écotechnologie/Énergie	National	
Industries et agro ressources	Bioressources/Énergie/matériaux	Vocation mondiale	Champagne-Ardenne
Materiala	Matériaux	National	Franche-Comté
Microtechniques	Microtechnique/Mécanique	National	
Plastipolis	Matériaux	National	
Véhicule du futur	Transports	National	
Vitabora	Agro alimentaire	National	
Mov'eo	Transports	Vocation mondiale	Haute-Normandie
Cosmetic Valley	Biens de consommation	National	
Novalog	Ingénierie/services	National	
Finance Innovation	Ingénierie/service	Mondial	Ile de France
Medicen Paris region	Biotechnologie/Santé	Mondial	
Systematic	TIC	Mondial	
Cap digital paris région	TIC	Vocation mondiale	
Mov'eo	Transports	Vocation mondiale	
Astech	Aéronautique/espace	National	
Advancity	Ingénierie/service	National	
Elastopole	Chimie/Matériaux	National	Languedoc Roussillon
Derbi	Énergie	National	
Eurobiomed	Biotechnologie/santé	National	
PEIFL	Agroalimentaire	National	
Qualiméditerranée	Agroalimentaire	National	
Pôle risque	Ingénierie/Services	National	
Trimatec	Énergie Ingénierie/Services	National	

<b>Pôles</b>	<b>Discipline</b>	<b>Type de pôles</b>	<b>Régions</b>
EAU	Écotechnologie	Voc. Mondiale	Languedoc Roussillon
Cancer-Bio-Santé	Biotechnologie/santé	National	Limousin
Elopsys	Photonique/TIC	National	
Céramique	Biens de consommation/matériaux	National	
S2E2	Énergie	National	
Viaméca	Microtechnique/mécanique	National	
Fibres	Bioressources/matériaux	National	Lorraine
Materiala	Matériaux	National	
Hydreos	Écotechnologie	National	Midi Pyrénées
Aerospace Valley	Aéronautique/TIC	Mondial	
AgriMip innovation	Agroalimentaire	National	
Cancer Bio Santé	Biotechnologie Santé	National	
Céramique	Biens de consommation/Matériaux	National	
EAU	Écotechnologie	Vocation Mondiale	Nord Pas-de-Calais
i-Trans	Transport	Vocation Mondiale	
Aquimer	Agroalimentaire	National	
Industries du commerce	Ingénierie/Service	National	
MAUD	Biens de consommation Chimie Matériaux	National	
Nutrition santé Longévité	Biotechnologie Santé	National	
UP-tex	Matériaux	National	
Team 2	Écotechnologie	National	Pays de la Loire
Images et réseaux	TIC	Voc. mondiale	
Vegepoly	Agro-alimentaire	Voc. mondiale	
Atlanpole Biotherapies	Biotechnologie/Santé	National	
Elastopôle	Chimie/Matériaux	National	
EMC2	Mircrotechnique/mécanique/matériaux	National	Picardie
IDforCAR	Transports	National	
i-Trans	Transport	Voc. Mondiale	Picardie
Industries et Agro-ressources	Bioressources/Énergie/matériaux	Voc. mondiale	
iDforCAR	Transports	National	PACA
Solutions communicantes sécurisées	TIC	Mondial	
Mer PACA	Énergie/TIC/Transports	Voc. mondiale	
Capenergies	Énergie	National	
Eurobiomed	Biotechnologie/ Santé	National	
Optitec	Photonique	National	
PASS	Biens de cons/ Bioressources / chimie	National	
Pegase	Aéronautique / espace	National	
PEIFL	Agro-alimentaire	National	
Pôles risques	Service/ingénierie	National	
Trimatec	Énergie Ingénierie/Services	National	
EAU	Écotechnologie	Voc. mondiale	
Lyonbiopôle	Biotechnologie/Santé	Mondial	
Minalogic	Microtechnique/mécanique/TIC	Mondial	
Axelera	Chimie/Écotechnologie	Voc. mondiale	
Arve Industries	Microtechnique/mécanique	National	
Imaginove	TIC	National	
Lyon Urban Truck&Bus	Transports	National	
PASS	Biens de cons./Bioressources/chimie	National	
Plastipoles	Matériaux	National	
PEIFL	Agroalimentaire	National	
Techetra	Matériaux	National	
Tenerrdis	Énergie	National	
Trimatec	Énergie Ingénierie/Services	National	
ViaMéca	Mircrotechnique/Mécanique	National	



Annexe O : les indicateurs régionaux

Tableau 53 : Indicateurs par régions

Régions / Indicateurs	CHERCH (‰)	DENS S&T	PIB/hab	DENS	CONCU (‰)	CIFRE (‰)
Alsace	2,99	122	24897	271	0,91	2,19
Aquitaine	2,97	55	26239	74	0,56	1,37
Auvergne	3,23	88	25921	51	0,86	1,49
Basse-Normandie	2,9	56	22304	82	0,64	1,21
Bourgogne	2,0	67	23323	51	0,55	1,57
Bretagne	4,28	69	26098	112	1,55	1,66
Centre	3,23	69	26183	64	0,44	1,73
Champagne-Ardenne	1,55	47	24816	52	0,48	1,27
Franche-Comté	4,99	68	23434	70	0,59	2,28
Haute-Normandie	2,71	64	26583	146	0,49	1,79
Ile de France	9,57	188	38982	949	0,92	6,42
Languedoc-Roussillon	2,05	90	21696	91	0,47	0,96
Limousin	1,40	51	23619	43	0,94	1,29
Lorraine	1,97	62	22671	99	1,43	3,17
Midi-Pyrénées	9,12	100	26274	60	1,01	2,97
Nord Pas de Calais	1,06	46	21204	323	0,8	2,47
PACA	4,42	96	26274	151	0,46	1,92
Pays de la Loire	2,15	56	26485	106	0,96	1,58
Picardie	2,88	46	22513	91	0,46	2,39
Poitou Charente	1,44	48	23619	66	0,39	0,94
Rhône-Alpes	5,79	151	26239	136	1	3,91

Annexe P : Calcul des résidus généralisés

Dans le cas d'un probit :

$$RES_i = \frac{\phi(x_i \hat{\beta}_n)}{\Phi(x_i \hat{\beta}_n)(1 - \Phi(x_i \hat{\beta}_n))} * (y_i - \Phi(x_i \hat{\beta}_n))$$

Où  $\phi$  et  $\Phi$  sont respectivement la fonction de densité et la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite

Programme stata :

```
predict xb, xb
```

```
Gen gen_residual = cond (mob == 1, normalden (sb)/normal (sb), -normalden (sb)/ (1-normal (sb)))
```

Dans le cas d'un tobit :

$$RES_i = I_i \frac{(y_i - (x_i \hat{\beta}_n))}{\sigma} - (1 - I_i) \frac{\phi((y_i - x_i \hat{\beta}_n)/\sigma)}{\sigma(1 - \Phi((y_i - x_i \hat{\beta}_n)/\sigma))}$$

Programme stata :

```
predict xb, xb
```

```
matrix btobit=e(b)
```

```
scalar sigma=btobit [1, e (df_m) +2]
```

```
generate threshold= (lndist-xb)/sigma
```

```
generate lambda=normalden (threshold)/normal (threshold)
```

```
generate uifdyeq1= (lndist-xb)/sigma if lndist>0
```

```
generate double gen_residual=uifdyeq1
```

```
replace gen_residual=-lambda if lndist==0
```

Annexe Q : Calcul de l'inverse des ratios de Mills dans le cas d'un probit bivarié

Les formules sont issues de Henning et Henningsen (2007). Soit  $\lambda^P$  et  $\lambda^M$ , respectivement l'inverse des ratios de Mills pour le pôle de compétitivité et la mobilité,  $\phi$  et  $\Phi$ , la fonction de densité et la fonction de répartition d'une loi normale,  $\Phi_2$  et  $\Phi_2^*$ , les fonctions de répartitions d'une loi normale bivarié avec respectivement une corrélation  $\rho$  et  $-\rho$ .

- Inverse des ratios de Mills : être formé dans un pôle de compétitivité et avoir connu une mobilité :

$$\lambda_{(1,1)}^P = \frac{\phi(z'\gamma^P)\Phi\left(\frac{z'\gamma^M - \rho z'\gamma^P}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2(z'\gamma^P, z'\gamma^M)} \quad \lambda_{(1,1)}^M = \frac{\phi(z'\gamma^M)\Phi\left(\frac{z'\gamma^P - \rho z'\gamma^M}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2(z'\gamma^P, z'\gamma^M)}$$

- Inverse des ratios de Mills : être formé dans un pôle de compétitivité et n'avoir pas connu de mobilité :

$$\lambda_{(1,0)}^P = \frac{\phi(z'\gamma^P)\Phi\left(\frac{z'\gamma^M - \rho z'\gamma^P}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2^*(z'\gamma^P, -z'\gamma^M)} \quad \lambda_{(1,0)}^M = \frac{\phi(z'\gamma^M)\Phi\left(\frac{z'\gamma^P - \rho z'\gamma^M}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2^*(z'\gamma^P, -z'\gamma^M)}$$

- Inverse des ratios de Mills : ne pas être formé dans un pôle de compétitivité et connaître une mobilité :

$$\lambda_{(0,1)}^P = \frac{\phi(z'\gamma^P)\Phi\left(\frac{z'\gamma^M - \rho z'\gamma^P}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2^*(-z'\gamma^P, z'\gamma^M)} \quad \lambda_{(0,1)}^M = \frac{\phi(z'\gamma^M)\Phi\left(\frac{z'\gamma^P - \rho z'\gamma^M}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2^*(-z'\gamma^P, z'\gamma^M)}$$

- Inverse de ratios de Mills : ne pas être formé dans un pôle de compétitivité et ne pas connaître de mobilité :

$$\lambda_{(0,0)}^P = \frac{\phi(z'\gamma^P)\Phi\left(\frac{z'\gamma^M - \rho z'\gamma^P}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2^*(-z'\gamma^P, -z'\gamma^M)} \quad \lambda_{(0,0)}^M = \frac{\phi(z'\gamma^M)\Phi\left(\frac{z'\gamma^P - \rho z'\gamma^M}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)}{\Phi_2^*(-z'\gamma^P, -z'\gamma^M)}$$

Annexe R : Estimation des facteurs de migration des jeunes diplômés

Tableau 54 : Décision de migrer pour l'ensemble des diplômés

	Probit (Mobilité)		Tobit (ln (distance))	
	VI	VR	VI	VR
<b>R&amp;D</b>	<b>0,137</b>	<b>0,18*</b>	<b>0,35**</b>	<b>0,38**</b>
Diplôme <i>Réf. Ecole d'ingénieurs</i> Docteurat	-0,60***	-0,56***	-1,30***	-1,13***
Homme	0,00	0,00	0,07	0,07
Vit en couple à la fin des études	-0,14	-0,14	-0,20	-0,18
Mobilité de l'enseignement secondaire à l'enseignement supérieur	0,23***	0,25***	0,53***	0,53***
Mobilité internationale pendant les études	0,21**	0,22**	0,40***	0,38***
Discipline <i>réf. Autres</i>				
Mécanique	0,19	0,14	0,24	0,18
Agronomie	0,35*	0,30	0,45	0,39
Physique/Chimie	-0,02	-0,00	0,17	0,10
Sciences naturelles	-0,16	-0,03	-0,29	-0,07
Électronique	0,08	0,19	-0,10	0,10
Technologie	-0,03	0,23*	0,03	0,43**
Situation du père à la fin des études <i>Réf. Actif</i>				
Retraité	-0,06	-0,03	-0,11	-0,07
Autre situation	0,14	0,16	0,27	0,27
Densité (nb d'hab/km <sup>2</sup> ) de la région de l'établissement de formation *1000		0,5*		0,05
PIB/hab*1000		-0,01***		-0,021***
DENS S&T		0,003		0,009***
CHERCHEUR		-0,12***		-0,22***
CIFRE		-0,11		-0,15
Constante	0,99***	1,70***	4,84***	5,71***
Pseudo-R <sup>2</sup>	0,08	0,14	0,02	0,04
N	1082			

Notes : VI : Variables individuelles, VR : Variables régionales, \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %

Tableau 55 : Déterminants de la migration et de la distance parcourue pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs

	Probit (Mobilité)			Tobit (ln (distance))		
	VI	VR	VSIR	VI	VR	VSIR
<b>R&amp;D</b>	<b>0,02</b>	<b>-0,01</b>	<b>0,01</b>	<b>0,10</b>	<b>0,06</b>	<b>0,06</b>
Homme	-0,09	-0,07	-0,04	-0,08	-0,04	-0,03
Vit en couple	-0,18	-0,19	-0,18	-0,27	-0,24	-0,27
Mobilité de l'enseignement secondaire à l'enseignement supérieur	0,30***	0,35***	0,33***	0,58***	0,58***	0,56***
Mobilité internationale pendant les études	0,23**	0,25**	0,22*	0,44***	0,40***	0,36**
Autres diplômes que celui d'ingénieur	-0,43**	-0,22	-0,20	-0,98***	-0,60**	-0,57**
Discipline <i>réf. Autres</i>						
Mécanique	0,11	0,06	0,15	-0,01	-0,03	0,06
Sciences naturelles	0,04	0,19	0,28	0,06	0,22	0,30
Agronomie	0,08	0,10	0,14	-0,02	-0,11	0,04
Physique/Chimie	-0,21	-0,26	0,14	-0,21	-0,28	0,04
Électronique	-0,08	-0,06	-0,44	-0,32	-0,22	-0,46
Technologie	-0,29*	0,11	0,09	-0,43**	0,16	-0,09
Situation du père						
<i>Réf. Actif</i>						
Retraité	0,17	0,24	0,27	0,31	0,33	0,36*
Autres situations	0,31	0,36	0,42	0,23	0,20	0,23
Issu d'une école d'ingénieurs recrutant par voie de concours de catégorie A	0,30**	0,49***	0,56***	0,31*	0,47***	0,54***
Densité (nb d'hab/km <sup>2</sup> ) de la région de l'établissement de formation*1000		-0,3	0,02*		-0,9***	-0,04
PIB/HAB*1000		-0,02***	-0,01***		-0,03***	-0,02**
CONCU		0,14	0,40		0,34	0,83**
DENS S&T			0,007**			0,009**
CIFRE			-0,08			-0,23
CHERCHEUR			-0,18***			-0,19***
Réf. Non pôle						
Pôle national			-0,59***			-0,49**
Pôle à vocation mondiale			-0,29*			-0,43**
Pôle mondial			-0,13			-0,05
Constante	1,26***	1,84***	1,76***	5,30***	5,89***	5,60***
Pseudo-R <sup>2</sup>	0,05	0,13	0,17	0,02	0,04	0,05
N	716					

Notes : VI : Variables individuelles, VR : Variables régionales, VSIR : Variables système d'innovation régional, \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 56 : Déterminants de la migration et de la distance parcourue pour les docteurs

	Mobilité			(ln (distance))		
	V. I	V.RE	V.SRI	V. I	V.RE	V.SRI
<b>R&amp;D</b>	<b>0,25*</b>	<b>0,30**</b>	<b>0,32**</b>	<b>0,70*</b>	<b>0,73**</b>	<b>0,74**</b>
Homme	0,10	0,07	0,10	0,35	0,39	0,44
couple	-0,08	-0,08	-0,08	0,01	0,03	0,02
Mobilité de l'enseignement secondaire à l'enseignement supérieur	0,13	0,12	0,12	0,48	0,49	0,43
Mobilité internationale pendant les études	0,25*	0,28*	0,29*	0,45	0,50	0,45
Discipline <i>réf. Autres</i>						
Math/informatique	-0,14	-0,24	-0,07	-0,53	-0,66	-0,25
Physique-Chimie	0,10	0,08	0,02	0,18	0,17	0,03
Techno/Électronique/mécanique	0,31	0,30	0,30	0,52	0,56*	0,54
Financement						
CIFRE	-0,15	-0,25	-0,21	-0,11	-0,27	-0,15
Projet lors du doctorat						
<i>Ref. Autres projets</i>						
Recherche privée	-0,47**	-0,41**	-0,40*	-0,91*	-0,80	-0,79
Recherche publique	-0,38**	-0,41**	-0,40**	-1,05**	-1,10**	-1,01**
Situation du père à la fin des études						
<i>Ref. Autres situation</i>						
Retraité	-0,30*	-0,29*	-0,29*	-0,73*	-0,72*	-0,79**
DENSI (*1000)		0,2	1,5***		1,5**	3,4***
PIB/HAB (*1000)		-0,02***	-0,01*		-0,04***	-0,03**
CHERCH			-0,09*			-0,36***
ENTCIFRE			-0,33**			-0,47
DENSETAB			0,006			0,02**
Constante	0,38	0,87***	1,12***	3,64***	4,65***	4,57***
Pseudo-R <sup>2</sup>	0,04	0,07	0,10	0,01	0,02	0,03
N	366					

Notes : VI : Variables individuelles, VR : Variables régionales, VSRI : Variables système d'innovation régionale; \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

## Annexe S : Équations de sélection

Tableau 57 : Équations de sélection selon le type d'activités : estimations docteurs

	Mobilité			(ln (distance))		
	Ens.	R&D	HRD	Ens.	R&D	HRD
<b><u>R&amp;D</u></b>	<b><u>0,33**</u></b>			<b><u>0,79**</u></b>		
Homme	0,06	-0,02	0,11	0,33	0,38	-0,05
Mobilité de l'enseignement secondaire à l'enseignement supérieur	0,15	0,05	0,28	0,53	0,11	1,21**
Discipline réf. <i>Autres</i>						
Math/informatique	-0,05	0,32	-0,14	-0,19	0,79	-0,49
Physique-Chimie	0,02	0,17	-0,25	0,05	0,33	-0,42
Technologie/Mécanique/Électronique	0,27	0,59*	-0,13	0,49	1,12*	-0,43
Financement CIFRE	-0,24	-0,49*	0,48	-0,20	-0,65	0,78
Projet lors du doctorat						
<i>Ref. Autres projets</i>						
Recherche privée	-0,40**	-0,37	-0,36	-0,80*	-0,64	-0,75
Recherche publique	-0,37**	-0,22	-0,54**	-1,02**	-0,66	-1,43**
Situation du père à la fin des études						
<i>Ref. Autre situation</i>						
En retraite	-0,34**	-0,64***	-0,01	-0,81**	-1,47***	0,10
DENSI*100	0,05	0,01	0,1**	0,2***	0,1	0,3***
CHERCH	-0,14***	-0,11**	-0,21***	-0,32***	-0,29***	-0,39***
Constante	1,04***	1,15***	1,43***	4,92***	4,85***	6,35***
Pseudo-R <sup>2</sup>	0,08	0,09	0,11	0,02	0,02	0,03
N	366					

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 58 : Équations de sélection selon le type d'activités : estimations diplômés écoles d'ingénieurs

	Mobilité			ln (distance)		
	Ens.	R&D	HRD	Ens.	R&D	HRD
<b>R&amp;D</b>	<b>-0,03</b>			<b>0,03</b>		
Homme	0,02	0,03	-0,02	0,02	0,07	-0,05
Mobilité lycée à l'enseignement supérieur	0,24**	0,38	0,39***	0,49***	0,31	0,73***
Mobilité internationale	0,19	0,02	0,24*	0,38***	0,05	0,42***
Discipline réf. <i>Autres</i>						
Mécanique	0,02	-0,00	0,15	-0,03	-0,20	0,14
Sciences naturelles	-0,05	0,26	-0,25	0,00	0,65	-0,32
Physique-Chimie	-0,42	-0,39	-0,40	-0,28	-0,69	-0,30
Agronomie	-0,19	-0,77	-0,12	-0,30	-1,03*	-0,24
Technologie	-0,15	-0,25	0,09	-0,05	-0,08	0,22
Électronique	0,05	-0,14	0,13	-0,03	0,11	0,03
Math/informatique	-0,33	-0,24	-0,30	-0,16	0,17	-0,15
Autre diplôme	-0,15	-0,14	-0,15	-0,53**	-0,81	-0,48*
Ecole A	0,46***	0,95***	0,30*	0,47***	0,75**	0,32*
DENSI*100	-0,01**	-0,01	-0,09*	-0,2***	0,06	-0,1***
CONCU	0,02**	0,05**	0,01	0,03***	1,29**	0,38
CHERCH	-0,16***	-0,29***	-0,13***	-0,19***	-0,25***	-0,12***
Constante	1,72***	0,91*	1,93***	5,76***	3,84***	6,63***
Pseudo-R <sup>2</sup>	0,13	0,19	0,14	0,04	0,04	0,05
N	716					

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.



Annexe T : Rendement salarial de la mobilité et de la distance : Estimations par les MCO

Tableau 59 : Rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO : Docteurs

	Mobilité			Distance		
	Ensemble	R&D	Hors R&D	Ensemble	R&D	Hors R&D
<b><u>Mobilité</u></b>	<b>0,11***</b>	<b>0,13***</b>	<b>0,05</b>			
<b><u>Ln (distance)</u></b>				<b>0,01*</b>	<b>0,02**</b>	<b>-0,00</b>
R&D	0,21***			0,22***		
Homme	0,07	-0,03	0,22**	0,06	-0,03	0,22**
Mobilité antérieure	0,09**	-0,02	0,18**	0,09**	-0,02	0,18**
Discipline <i>réf. Autres</i>						
Maths/informatique	0,24***	0,17	0,20*	0,24***	0,17	0,20*
Physique-Chimie	0,08*	0,13**	-0,00	0,09*	0,13**	-0,01
Technologie/Mécanique/Électronique	0,15**	0,17**	0,16*	0,16**	0,17**	0,16
A bénéficié d'un financement CIFRE lors de son doctorat	0,08	0,07	0,06	0,07	0,06	0,07
Projet lors du doctorat <i>Ref. Autres projets</i>						
Recherche privée	0,08	0,16**	-0,01	0,07	0,16**	-0,01
Recherche publique	-0,01	-0,00	-0,05	-0,02	-0,00	-0,05
Taille de l'entreprise <i>réf.-de 50 salariés</i>						
Plus de 50 salariés	-0,09*	-0,12**	-0,09	-0,09*	-0,12**	-0,09
Ne sait pas	-0,22***	-0,11*	-0,35***	-0,22***	-0,11*	-0,35***
Région parisienne	0,12**	0,12**	0,16*	0,12**	0,12**	0,18*
DENSI*100	-0,002	0,002	-0,02	-0,004	-0,004	-0,02
Constante	7,24***	7,25***	7,44***	7,26***	7,27***	7,47***
R <sup>2</sup> ajust.	0,20	0,18	0,19	0,19	0,16	0,18
N	366	218	148	366	218	148

Notes : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 60 : Rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO : Diplômés d'écoles d'ingénieurs

	Mobilité			Distance		
	Ensemble	R&D	Hors R&D	Ensemble	R&D	Hors R&D
<b>Mobilité</b>	<b>0,08***</b>	<b>-0,03</b>	<b>0,09***</b>			
<b>Ln (distance)</b>				<b>0,02***</b>	<b>0,001</b>	<b>0,03***</b>
R&D	0,08***			0,08***		
Homme	0,07***	0,08**	0,09***	0,07***	0,08**	0,07**
Mobilité antérieure	0,001			-0,01	-0,01	-0,001
Discipline réf. <i>Autres</i>						
Mécanique	0,07*	0,12**	0,02	0,07*	0,10**	0,06
Sciences naturelles	-0,09	-0,16*	0,00	-0,09	-0,17*	0,03
Agronomie	-0,05	0,01	-0,08	-0,05	0,00	-0,08
Physique-Chimie	-0,04	0,08	-0,11	-0,04	0,05	-0,08
Technologie	0,07*	0,05	0,06***	0,07**	0,05	0,08**
Électronique	0,03	0,01	-0,01	0,03	0,03	0,04
Math/info	0,11***	0,17*			0,17*	0,11**
Ecoles de type A1	0,03	0,02	0,04	0,02	-0,001	0,03
Autre diplôme	0,01	-0,08	0,03	0,01	-0,07	0,03
DENSI *100	0,006	-0,02		0,002	0,005	0,01*
CONCU	0,001	0,01**		0,01	0,04	0,10*
Région parisienne	0,10***	0,12***	0,12***	0,10***	0,12***	0,10***
Taille de l'entreprise						
<i>réf. + 50 salariés</i>	-0,15***	-0,11***	-0,17***	-0,15***	-0,11***	-0,16***
- 50 salariés	-0,11**	0,11	-0,17***	-0,11**	0,12	-0,16***
Ne sait pas						
Région Rhône Alpes	-0,02	0,01	-0,03	0,02	0,03	0,04
Constante	7,27***	7,36***	7,32***	7,24***	7,34***	7,30***
R <sup>2</sup> aj.	0,17	0,18	0,16	0,17	0,18	0,17
N	716	179	537	716	179	537

Notes : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

## Annexe U : Rendement salarial de la mobilité et de la distance : prise en compte de l'endogénéité

Tableau 61 : Rendement salarial de la mobilité par les 2PSLS et 2TOLS pour les docteurs

	MCO (mobilité)			MCO (distance)		
	Ensemble	R&D	HRD	Ensemble	R&D	HRD
<b>Pr (Mobilité/distance)</b>	<b>-0,04</b>	<b>-0,42**</b>	<b>0,16</b>	<b>-0,00</b>	<b>-0,05*</b>	<b>0,03</b>
<b>RES</b>	<b>0,07***</b>	<b>0,10***</b>	<b>0,02</b>	<b>0,04</b>	<b>0,06***</b>	<b>-0,02</b>
R&D	0,22***			0,22***		
Homme	0,07	-0,04	0,20**	0,06	-0,02	0,22**
Mobilité passée	0,09**	-0,01	0,17**	0,09**	-0,02	0,15
Discipline <i>réf. Autres</i>						
Math/info	0,24***	0,22*	-0,23**	0,23***	0,22*	0,24**
Physique-Chimie	0,09*	0,17***	0,01	0,09*	0,17***	0,01
Technologie/Mécanique/Électronique	0,16**	0,26***	0,17	0,16**	0,23***	0,24**
A bénéficié d'un financement CIFRE lors de son doctorat	0,07	0,01	0,05	0,07	0,04	0,05
Projet lors du doctorat						
<i>Ref. Autres projets</i>						
Recherche privée	0,07	0,11	0,01	0,06	0,14*	-0,01
Recherche publique	-0,02	-0,04	-0,03	-0,03	-0,03	-0,01
Taille de l'entreprise <i>réf. Moins de 50 salariés</i>						
Plus de 50 salariés	-0,08*	-0,12**	-0,10	-0,09*	-0,12**	-0,10
Ne sait pas	-0,22***	-0,10*	-0,35***	-0,22***	-0,09	-0,34***
Région parisienne	0,12**	0,13***	0,15*	0,12***	0,13**	0,17*
Densité*100	-0,00	-0,00	-0,02	-0,005	-0,004	-0,02*
Constante	7,35***	7,66***	7,36***	7,33***	7,41***	7,30***
R <sup>2</sup> aj.	0,20	0,20	0,18	0,38	0,17	0,18

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 62 : Rendement salarial de la mobilité par les 2PSLS et les 2TSLs pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs

	MCO (mobilité)			MCO (distance)		
	Ensemble	R&D	Hors R&D	Ensemble	R&D	Hors R&D
<b>Pr (Mobilité/distance)</b>	<b>0,04</b>	<b>-0,07</b>	<b>0,18</b>	<b>0,03</b>	<b>-0,06**</b>	<b>0,07*</b>
<b>RES</b>	<b>0,05***</b>	<b>-0,01</b>	<b>0,07***</b>	<b>0,03***</b>	<b>0,01</b>	<b>0,04***</b>
R&D	0,08***			0,08***		
Homme	0,07***	0,09**	0,07**	0,07***	0,09**	0,07**
Mobilité lycée A enseignement supérieur	0,00	-0,02	-0,01	-0,01	-0,05	-0,03
Discipline <i>réf. Autres</i>						
Mécanique	0,07*	0,10*	0,06	0,07*	0,10*	0,05
Sciences naturelles	-0,09	-0,17*	0,03	-0,09	-0,11	0,05
Agronomie	-0,05	0,02	-0,05	-0,05	-0,01	-0,07
Physique-Chimie	-0,04	0,07	-0,05	-0,04	0,05	-0,07
Technologie	0,08**	0,05	0,09**	0,07**	0,04	-0,08**
Électronique	0,04	0,03	0,03	0,04	0,02	0,05
Math/informatique	0,12***	0,16*	0,14***	0,11***	0,18*	0,13***
Autre diplôme	0,01	-0,07	0,03	0,02	-0,14*	0,04
Ecoles de type A1	0,02	0,01	0,03	0,02	0,04	0,02
Densi*100	0,01	0,00	0,01*	0,01	-0,05	0,02*
Taille de l'entreprise <i>réf. +50 salariés</i>						
- 50 salariés	-0,15**	-0,12***	-0,17***	-0,15***	-0,11***	-0,16***
Ne sait pas	-0,12**	0,13	-0,18***	-0,11*	0,14*	-0,16***
Région parisienne	0,10***	0,12***	0,10***	0,10***	0,12***	0,10***
Région Rhône Alpes	0,03	0,04	0,04	0,03	0,02	0,04
Constante	7,31***	7,42***	7,17***	6,98***	7,58***	6,89***
N	716	175	541	716	179	537

Note : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Annexe V : Rendement salarial et pôles de compétitivité

Tableau 63 : Rendement salarial et pôles de compétitivité : estimation par les MCO

	PCM/PCVM			Non PCVM/VM		
	Ensemble	Non Mobilité	Mobilité	Ensemble	Non Mobilité	Mobilité
R&D	0,14***	0,20*	0,12**	0,05	0,17*	0,02
homme	0,04	-0,01	0,06	0,12***	0,13	0,10***
<i>Réf. Autres</i>						
Mécanique	-0,02	-0,13	-0,02	0,08**	0,06	0,08*
Technologie	0,05	-0,07	0,10*	0,07*	0,05	0,06
Électronique	0,10	0,11	0,11	0,02	0,03	0,02
Sciences-naturelles	-0,09	-0,33	0,03	-0,22*	-	-0,22*
Physique-chimie	-0,21**	-0,01	-0,26**	-0,05	0,09	0,05
Densité*1000	0,1	0,05	0,1	0,0005	-0,01	-0,000
constante	7,27***	7,24***	7,27***	7,30***	7,20***	7,34***
R <sup>2</sup> aj.	0,15	0,20	0,14	0,08	0,07	0,05
N	293	72	221	423	78	345

Notes : \*\*\* significatif à 1 %, \*\* à 5 %, \* à 10 %.

Tableau 64 : Probit bivarié : pôles de compétitivité et mobilité

	Pôles de compétitivité	Mobilité
Constante	-0,14	0,71***
Homme	-0,10	0,019
Mention au Bac <i>Réf. Autres</i> Bien/Très bien	-0,21*	0,03
Pas de mobilité entre le lycée et l'école d'ingénieurs		
Mobilité car		
- Cette formation n'existait pas dans la région	0,06	0,40***
- Elle existait mais il n'y a pas de place	0,22	0,15
- Pour d'autres raisons	0,28**	0,24
Discipline <i>Réf. Autres</i>		
Technologie	0,09	-0,19
Physique/chimie	-0,06	-0,20
Mécanique	-0,63***	0,17
Électronique	-0,73***	0,03
$\rho$	-0,13*	
N	716	

Tableau 65 : Rendement salarial et pôles de compétitivité, prise en compte de l'endogénéité

	Pôles de Comp. Mondiaux ou à Vocation Mondiale		Non Pôles de Comp. Mondiaux ou à Vocation Mondiale	
	Mobilité	Non Mobilité	Mobilité	Non Mobilité
R&D	0,16**	0,23**	0,02	0,17*
<i>Réf. Autres</i>				
Mécanique	0,26*	-	0,15*	0,12
Technologie	0,06	-0,71**	0,04	0,07
Électronique	0,42***	0,03	0,10	0,10
Sciences-naturelles	-0,13	-0,48	-0,27**	-
Physique-chimie	-0,16	-0,16	0,07	0,11
Homme	0,14**	-0,03	0,12***	0,14
Densité de la région	0,002	0,05***	0,003	0,02**
$\lambda^P$	-0,58**	1,15**	-0,20	-0,16
$\lambda^M$	0,29	-0,52	0,11	-0,05
R <sup>2</sup> aj.	0,09	0,24	0,03	0,05
N	221	72	345	78

## **CONCLUSION GÉNÉRALE**

Cette thèse nous a permis une meilleure compréhension du marché du travail des ingénieurs et scientifiques au sein du secteur privé. Tout d'abord, les ingénieurs et les scientifiques possèdent un capital humain scientifique composé de capital technique mais également de capital social et de savoirs tacites (Bozeman et *al.*, 2001). Ce capital humain est recherché par les entreprises afin de créer de nouvelles connaissances et d'accroître leurs capacités d'absorption. Lors du recrutement d'un jeune chercheur, il est difficile pour l'employeur de déterminer son capital humain scientifique. Nous avons montré que l'employeur peut se baser sur certains signaux. Dans le cas des docteurs, il semblerait que le fait que le docteur ait bénéficié d'un financement CIFRE facilite l'insertion au sein des activités de R&D alors que pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs, l'école dont est issu le diplômé peut servir de signal. Les entreprises apparaissent également rechercher le capital humain scientifique développé par les diplômés locaux pour leurs activités de R&D. Les diplômés locaux développent des réseaux locaux et des savoirs tacites par les liens qu'ils entretiennent avec leur établissement de formation ou les différents stages effectués, ces diplômés pourront plus facilement transférer leurs connaissances aux entreprises locales. Leur formation peut également être mieux adaptée aux besoins des entreprises locales. Nous avons montré que ce capital humain scientifique est fortement valorisé par les entreprises. En effet, les diplômés perçoivent un rendement salarial positif dans les activités de R&D au niveau du marché du travail local. Ce rendement apparaît plus important lorsque les diplômés ont été formés au sein d'un pôle de compétitivité. Ces résultats montrent l'importance de la notion de territoire dans le cadre des activités de R&D et plus particulièrement de l'existence de coopérations entre les différents acteurs locaux. C'est un des objectifs des pôles de compétitivité où les ressources publiques sont allouées au projet développé sur des territoires locaux à travers des contrats coopératifs entre les universités, les centres de recherches ainsi que les entreprises (Camagni et *al.*, 2006). Dans le cadre des politiques territoriales, le gouvernement français tend actuellement à favoriser le rapprochement entre les établissements de formation et les entreprises privées au niveau local, par la mise en place notamment des PRES<sup>58</sup>, Instituts Carnot ou encore des RTRA<sup>59</sup>. A la date de l'enquête utilisée dans cette thèse (2007), ces dispositions n'existaient pas encore. Il pourrait donc être intéressant dans le futur d'analyser l'impact de ces dispositifs sur

---

<sup>58</sup> PRES : Pôle de Recherche et d'Enseignement Supérieur.

<sup>59</sup> RTRA : Réseaux Thématiques de Recherche Avancée.



le recrutement et le salaire des jeunes diplômés dans les départements de R&D des entreprises.

Le capital humain scientifique se développe également par la mobilité inter-entreprise des ingénieurs. En effet, la mobilité inter-entreprise permet aux ingénieurs d'accroître leur capital scientifique par les différents réseaux et les savoirs tacites développés dans l'entreprise. Cette mobilité permet d'importants transferts de connaissances (« spillovers knowledge ») d'une entreprise à l'autre. Combes et Duranton (2006) soulignent que s'il existe une diffusion imparfaite des connaissances, c'est parce que ces connaissances ne circulent principalement qu'au travers des personnes d'une entreprise à une autre. Nous avons montré dans le second chapitre de cette thèse que les inventeurs ayant connu une mobilité inter-entreprise perçoivent une rémunération supérieure par rapport à leurs contreparts, suggérant que les entreprises sont prêtes à payer les connaissances acquises par les ingénieurs dans d'autres entreprises. La mobilité inter-entreprise des ingénieurs et plus particulièrement des inventeurs sur le marché du travail des scientifiques demanderait à être plus approfondie. Les études américaines (Almeida, Kogut, 1999, Casper, 2007) montrent que cette mobilité a tendance à être géographiquement confinée et soulignent que c'est l'existence d'une forte mobilité inter-entreprise qui permet d'expliquer la réussite de certains clusters américains notamment en renforçant leurs capacités d'absorption. Il serait intéressant d'analyser ce type de mobilité sur le marché du travail des scientifiques français et plus particulièrement au sein des pôles de compétitivité.

Par contre, alors que la politique actuelle vise à favoriser l'innovation et incite les jeunes à s'engager dans des études scientifiques, les activités de R&D apparaissent faiblement valorisées par rapport aux autres types d'activités au sein des entreprises. En effet, les ingénieurs employés dans les activités de R&D perçoivent une rémunération largement inférieure par rapport à leurs contreparts employés dans d'autres types d'activités, l'écart salarial devenant de plus en plus important le long de la distribution salariale. Nous avons tout de même montré que même s'il n'existe pas de primes aux fonctions de R&D, l'innovation apparaît rémunératrice pour les ingénieurs au sein des entreprises. Il semble que concernant l'innovation, l'ingénieur soit payé à la « productivité ». En effet, les résultats du second chapitre révèlent que les inventeurs (ingénieurs ayant déposé un brevet) perçoivent un rendement salarial positif et ont plus de chances de détenir des stock-options par rapport aux autres ingénieurs. Il serait intéressant d'analyser dans quelle mesure la rémunération des

brevets peut compenser le faible rendement salarial pour les ingénieurs au sein des activités de R&D.

La faible valorisation des activités de R&D peut entraîner des effets négatifs sur le long terme. Les diplômés peuvent, en effet, être attirés par d'autres métiers plus rémunérateurs, l'offre d'ingénieurs étant très sensible aux perspectives de carrière. Selon les estimations de Ryoo et Rosen (2004), l'élasticité de l'offre par rapport au salaire anticipé serait de l'ordre de 2,5 à 4,5. Cette étude pourrait être prolongée notamment par une comparaison internationale. Une étude de l'Union Européenne (2007) montre qu'en termes de salaire des chercheurs dans le secteur privé, la France se situe au 11<sup>ème</sup> rang de l'UE. Le rapport estime une différence de salaire annuel de 20000 euros par rapport au Royaume-Uni et de 9000 euros par rapport à l'Allemagne. Les différences apparaissent encore plus marquées lorsque l'expérience du chercheur est prise en considération. La question d'une "fuite des cerveaux" demande également à être approfondie. Une étude récente de Tritah (2009) montre que les cohortes récentes d'expatriés aux USA comportent une proportion d'ingénieurs et de chercheurs plus élevée que les cohortes précédentes, avec une proportion particulièrement élevée pour la France, celle-ci étant de 26 %.

Enfin, un des objectifs de la stratégie de Lisbonne est d'atteindre des dépenses de R&D correspondant à 3 % du PIB. Afin d'atteindre cet objectif, le gouvernement français a mis en place plusieurs dispositifs afin d'augmenter les dépenses de R&D effectuées par les entreprises. Mais pour que ces dépenses se traduisent en recherche effective, la demande de chercheurs par les entreprises devra augmenter. Selon les estimations de Cahu et *al.* (2010), rien que la nouvelle réforme du crédit d'impôt recherche devrait entraîner un accroissement des investissements de R&D privée de l'ordre de 0,33 points du PIB à l'horizon 2020, entraînant un accroissement de la demande de chercheurs par les entreprises de 25 % par rapport au stock actuel d'ici 2020. La question de l'offre de diplômés en sciences et du recrutement de nouveaux chercheurs par les entreprises va donc constituer un enjeu majeur dans les années à venir.

## BIBLIOGRAPHIE DE LA CONCLUSION

ALMEIDA, P., KOGUT, B. (1999), Localization of knowledge and the mobility of engineers in regional networks, *Management Science*, vol. 45, n° 7, pp. 905-917.

BOZEMAN, B., DIETZ, J., GAUGHAN, M. (2001), Scientific and Technical Human Capital: An Alternative Model for Research Evaluation, *International Journal of Technology Management*, vol. 22, n° 8, pp. 716-740.

CAHU, P., DEMMON, L., MASSE, E. (2010), L'impact macroéconomique de la réforme 2008 du crédit d'impôt recherche, *Revue Économique*, vol. 61, n° 2, pp. 319-339.

CAMAGNI, R., CAPELLO, R. (2009), Knowledge-Based Economy and Knowledge Creation: The Role of Space, Dans : FRATESTI, U., SENN, L. (eds), *Knowledge-Based Economy and Knowledge Creation: The Role of Space*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 145-165.

CASPER, S. (2007), How do technology clusters emerge and become sustainable? Social network formation and inter-firm mobility within the San Diego Biotechnology Cluster, *Research Policy*, vol. 36, n° 4, pp. 438-455.

COMBES, P.P., DURANTON, G. (2006), Labour pooling, labour poaching, and spatial clustering, *Regional Science and Urban Economics*, vol. 36, n° 1, pp. 1-28.

COMMISSION EUROPEENNE (2007), *Remuneration of researchers in the public and private sector*, Rapport final.

RYOO, J., ROSEN, S. (2004), The engineering labor market, *Journal of Political Economy*, vol. 112, n° 1, pp. 110-140.

TRITAH, A. (2009), Fuite des cerveaux européens que nous disent les statistiques américaines?, *La lettre du CEPII*, n° 278, Mai.

# TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE .....	- 8 -
-----------------------------	-------

## CHAPITRE I

LE MARCHÉ DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES .....	- 22 -
--	--------

1. INTRODUCTION.....	- 23 -
2. LES SPÉCIFICITÉS DU MARCHÉ DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES.....	- 26 -
2.1. Un capital humain scientifique .....	- 26 -
2.2. Incertitude et carrière des ingénieurs et scientifiques .....	- 29 -
3. LES DÉTERMINANTS À L'ACCÈS DANS LES EMPLOIS DE R&D.....	- 31 -
3.1. Le niveau de capital humain.....	- 31 -
3.1.1. Le diplôme : concurrence entre les diplômés d'écoles d'ingénieurs et les docteurs.....	- 31 -
3.1.2. L'expérience comme complément au diplôme .....	- 32 -
3.1.3. L'établissement de formation comme signal de qualité.....	- 33 -
3.2. Les réseaux pour sélectionner les individus.....	- 33 -
3.3. Le salaire d'embauche : moyen de gérer les entrées de carrière.....	- 34 -
3.4. Objet de l'étude et hypothèses.....	- 35 -
3.5. L'accès à la R&D : analyse empirique.....	- 36 -
3.5.1. Endogenous Switching regression .....	- 36 -
3.5.2. Etude des coefficients de corrélation .....	- 38 -
3.5.3. Analyse de l'écart salarial entre le secteur R&D et le secteur hors recherche .....	- 39 -
3.6. Données et statistiques descriptives .....	- 41 -
3.6.1. Variables individuelles.....	- 41 -
3.6.2. Variables de capital social .....	- 42 -
3.6.3. Variables Ecole d'ingénieurs .....	- 43 -
3.6.4. Variables instrumentales .....	- 44 -
3.7. Résultats.....	- 45 -
3.7.1. L'accès à la R&D : Analyse des résultats de l'équation de sélection.....	- 45 -
3.7.1.1. Ensemble des diplômés en sciences .....	- 45 -
3.7.1.2. Les docteurs.....	- 46 -
3.7.1.3. Les ingénieurs.....	- 46 -
3.7.2. La rémunération dans la R&D : fonctions de gains.....	- 47 -
3.7.2.1. Ensemble des diplômés en Sciences.....	- 47 -
3.7.2.2. Les docteurs.....	- 48 -
3.7.2.3. Les ingénieurs.....	- 49 -
3.7.3. Analyse des coefficients de corrélation .....	- 49 -
3.7.3.1. Ensemble des diplômés en Sciences.....	- 50 -
3.7.3.2. Les docteurs.....	- 50 -
3.7.3.3. Les ingénieurs.....	- 51 -
3.7.4. Mesure de l'écart salarial entre les deux types d'activités : analyse des salaires prédits.....	- 51 -
3.8. Résumé et discussion des résultats.....	- 52 -
4. LES INÉGALITÉS DE CARRIÈRE DANS LES ACTIVITÉS DE R&D .....	- 54 -
4.1. Hypothèses et Stratégie empirique.....	- 55 -
4.2. Méthodologie .....	- 56 -
4.2.1. Analyse de l'écart salarial entre les activités de R&D et hors R&D .....	- 57 -
4.2.1.1. Méthode de régression par quantile.....	- 57 -
4.2.1.2. Décomposition par quantile.....	- 58 -
4.2.2. Rendement de l'ancienneté et de l'expérience.....	- 59 -
4.2.3. L'hétérogénéité non observée .....	- 60 -

4.3.	Données et statistiques descriptives .....	- 61 -
4.3.1.	Données.....	- 61 -
4.3.2.	Statistiques descriptives.....	- 61 -
4.3.2.1.	Le différentiel de salaire.....	- 61 -
4.3.2.2.	Mesure de l'ancienneté et de l'expérience.....	- 63 -
4.3.2.3.	Variables de contrôle.....	- 64 -
4.4.	Analyse empirique.....	- 66 -
4.4.1.	Résultats des fonctions de gains : régressions par quantile avec une variable dichotomique R&D.....	- 67 -
4.4.2.	Régression par Quantile R&D et hors R&D .....	- 68 -
4.4.3.	Rendement de l'ancienneté et de l'expérience selon les deux types d'activités.....	- 69 -
4.4.4.	Décomposition salariale Oaxca-Blinder et Mata-Machado .....	- 71 -
4.4.4.1.	Décomposition Oaxaca-Blinder.....	- 71 -
4.4.4.2.	Décomposition Mata-Machado.....	- 72 -
4.5.	Discussion des résultats .....	- 73 -
5.	CONCLUSION .....	- 74 -
	BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE I.....	- 77 -
	ANNEXES CHAPITRE I .....	- 87 -

## **CHAPITRE II :**

### **LES INCITATIONS A L'INNOVATION DANS LE SECTEUR PRIVE - 101 -**

1.	INTRODUCTION.....	- 102 -
2.	LA THÉORIE DE L'AGENCE APPLIQUÉE AUX INVENTEURS.....	- 103 -
2.1.	Les incitations monétaires .....	- 105 -
2.2.	Motivation intrinsèque et incitation monétaire.....	- 109 -
3.	OBJET DE L'ÉTUDE ET HYPOTHÈSES .....	- 112 -
4.	LA MÉTHODOLOGIE UTILISÉE : MÉTHODE PAR APPARIEMENT.....	- 113 -
5.	LES DONNÉES .....	- 117 -
5.1.	La mesure du brevet.....	- 118 -
5.2.	La mesure de la mobilité.....	- 118 -
5.3.	Les expatriés.....	- 119 -
5.4.	Sélection des variables.....	- 119 -
6.	ESTIMATION DU SCORE DE PROPENSION.....	- 124 -
6.1.	Qualité de l'estimation.....	- 124 -
6.2.	Devenir inventeur .....	- 125 -
6.3.	Les incitations monétaires des inventeurs .....	- 126 -
6.3.1.	L'avantage salarial des inventeurs.....	- 127 -
6.3.2.	Régressions par quantile.....	- 130 -
6.3.3.	La détention de stock-options .....	- 133 -
6.3.4.	Le cas des expatriés.....	- 135 -
7.	QUALITÉ DE L'APPARIEMENT ET ROBUSTESSE DES RÉSULTATS .....	- 136 -
8.	CONCLUSION .....	- 137 -
	BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE II .....	- 139 -
	ANNEXES CHAPITRE II.....	- 148 -

## **CHAPITRE III :**

### **MARCHE DU TRAVAIL DES SCIENTIFIQUES, PROXIMITÉ GEOGRAPHIQUE ET POLES DE COMPETITIVITÉ..... - 156 -**

1.	INTRODUCTION.....	- 157 -
2.	MIGRATION ET ÉCONOMIE DE LA CONNAISSANCE.....	- 158 -
2.1.	« L'arbitrage salaire-distance ».....	- 159 -

2.2.	L'apport de l'économie de la connaissance : proximité et salaire .....	- 161 -
2.3.	Les « clusters français » : les pôles de compétitivité.....	- 167 -
3.	OBJET DE L'ÉTUDE ET HYPOTHÈSES .....	- 170 -
4.	MÉTHODOLOGIE .....	- 171 -
4.1.	Etude des facteurs de migration et rendement salarial.....	- 171 -
4.1.1.	Migration et Activités de R&D.....	- 171 -
4.1.2.	Rendement salarial de la mobilité et de la distance .....	- 172 -
4.2.	Pôles de compétitivité, mobilité et activité de R&D .....	- 174 -
5.	DONNÉES ET STATISTIQUES DESCRIPTIVES .....	- 176 -
5.1.	Données.....	- 176 -
5.2.	Statistiques descriptives.....	- 177 -
5.2.1.	Statistiques descriptives par région .....	- 177 -
5.2.2.	Statistiques descriptives mobilité et distance parcourue .....	- 179 -
5.2.3.	Statistiques descriptives : caractéristiques individuelles et régionales .....	- 181 -
6.	SYNTHÈSE DES RÉSULTATS .....	- 185 -
7.	DISTANCE PARCOURUE.....	- 186 -
7.1.	Résultats selon le diplôme .....	- 186 -
7.1.1.	Mobilité et activités de R&D.....	- 186 -
7.1.2.	Caractéristiques régionales.....	- 188 -
7.2.	Résultats selon le type d'écoles d'ingénieurs.....	- 189 -
7.3.	Résultats selon la taille de l'entreprise.....	- 189 -
8.	PROXIMITÉ SPATIALE ET SALAIRE.....	- 190 -
8.1.	Résultats du rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO .....	- 191 -
8.2.	Résultats du rendement salarial de la mobilité et de la distance : pris en compte des effets de sélection ...-	192 -
8.2.1.	Test d'endogénéité et qualité des instruments.....	- 192 -
8.2.2.	Rendement salarial de la mobilité : 2PSLS.....	- 193 -
8.2.3.	Rendement salarial de la distance : 2TSLS.....	- 194 -
9.	PÔLES DE COMPÉTITIVITÉ, MIGRATION ET SALAIRE.....	- 195 -
9.1.	Pôles de compétitivité, migration, activité de R&D.....	- 195 -
9.2.	Rendement salarial selon les pôles de compétitivité .....	- 196 -
9.2.1.	Résultats du rendement salarial selon les pôles de compétitivité par les MCO .....	- 196 -
9.2.1.	Résultats du rendement salarial selon les pôles de compétitivité avec prise en compte des biais de sélection .....	- 198 -
10.	CONCLUSION .....	- 200 -
	BIBLIOGRAPHIE CHAPITRE III.....	- 202 -
	ANNEXES CHAPITRE III .....	- 212 -
	<b>CONCLUSION GENERALE</b> .....	- 230 -
	TABLE DES MATIERES .....	- 235 -
	LISTE DES TABLEAUX.....	- 238 -
	LISTE DES FIGURES.....	- 239 -
	LISTE DES ANNEXES .....	- 240 -

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Comment aviez-vous su qu'il y avait une embauche possible dans cette entreprise ?..	42 -
Tableau 2 : Les écoles d'ingénieurs.....	43 -
Tableau 3 : Coefficients de corrélation .....	50 -
Tableau 4 : Ecart salarial entre les deux types d'activités.....	51 -
Tableau 5 : Statistiques descriptives : Salaire selon les deux types d'activités.....	62 -
Tableau 6 : Statistiques descriptives par type d'activités .....	66 -
Tableau 7 : Résultats comparés sur l'ensemble et les estimations par quantile .....	68 -
Tableau 8 : Rendement cumulé de l'expérience initiale selon les deux types d'activités .....	69 -
Tableau 9 : Rendement cumulé de l'ancienneté selon les deux types d'activités.....	69 -
Tableau 10 : Modèle de Neumann et Weiss (1995) .....	70 -
Tableau 11 : Décomposition Oaxaca-Blinder.....	71 -
Tableau 12 : Décomposition Mata- Machado.....	72 -
Tableau 13 : Statistiques descriptives : Ensemble des Diplômés en Sciences à Bac + 5.....	90 -
Tableau 14 : Statistiques descriptives : Docteurs.....	91 -
Tableau 15 : Statistiques descriptives : Diplômés d'écoles d'ingénieurs.....	92 -
Tableau 16 : Estimation pour l'ensemble des diplômés.....	93 -
Tableau 17 : Modèle avec interaction.....	94 -
Tableau 18 : Estimations pour les docteurs .....	95 -
Tableau 19 : Estimations pour les diplômés d'écoles d'ingénieurs.....	96 -
Tableau 20 : Résultats des fonctions de gains par MCO.....	97 -
Tableau 21 : Résultats des fonctions de gains par régression par quantile.....	98 -
Tableau 22 : Régression par quantile pour le secteur recherche .....	99 -
Tableau 23 : Régression par quantile pour le secteur hors recherche .....	100 -
Tableau 24 : Statistiques descriptives .....	123 -
Tableau 25 : Résultats par la méthode par appariement.....	128 -
Tableau 26 : Résultats des régressions par quantile sur échantillon non apparié et échantillon apparié....	131 -
Tableau 27 : Statistiques descriptives : Détention de Stock-Options .....	133 -
Tableau 28 : Résultats de la méthode par appariement : Détenir des stock-options.....	134 -
Tableau 29 : Résultats des estimations pour le sous-échantillon des ingénieurs expatriés .....	135 -
Tableau 30 : Tests de la propriété d' « équilibrage ».....	151 -
Tableau 31 : Résultats du probit : estimation du score de propension.....	152 -
Tableau 32 : Résultats des régressions par MCO .....	153 -
Tableau 33 : Test de Rosenbaum.....	154 -
Tableau 34 : Test de Mantel-Haenszel.....	155 -
Tableau 35 : Statistiques descriptives par régions : les docteurs en S&I .....	178 -
Tableau 36 : Statistiques descriptives par région : les diplômés d'écoles d'ingénieurs .....	178 -
Tableau 37 : Mobilité par diplôme et activité.....	179 -
Tableau 38 : Distance parcourue par diplôme et activité.....	180 -
Tableau 39 : Les pôles de compétitivité.....	184 -
Tableau 40 : Synthèse des résultats.....	185 -
Tableau 41 : Distance parcourue selon le type d'écoles d'ingénieurs.....	189 -
Tableau 42 : Distance parcourue selon la taille de l'entreprise.....	190 -
Tableau 43 : Rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO par diplôme.....	191 -
Tableau 44 : Rendement salarial de la mobilité par type d'activités et diplôme .....	193 -
Tableau 45 : Rendement salarial de la distance par type d'activités et diplôme.....	194 -
Tableau 46 : Pôle, migration, activité de R&D .....	196 -

Tableau 47 : Rendement salarial de la R&D selon les pôles de compétitivité.....	196 -
Tableau 48 : Pôles de compétitivité, rendement salarial, et mobilité .....	197 -
Tableau 49 : Non pôles de compétitivité, rendement salarial mobilité.....	197 -
Tableau 50 : Pôles de compétitivité, rendement salarial.....	199 -
Tableau 51 : Non pôles de compétitivité, rendement salarial.....	199 -
Tableau 52 : Statistiques descriptives : variables individuelles .....	213 -
Tableau 53 : Indicateurs par régions.....	216 -
Tableau 54 : décision de migrer pour l'ensemble des diplômés.....	219 -
Tableau 55 : Déterminants de la migration et de la distance parcourue pour les ingénieurs .....	220 -
Tableau 56 : Déterminants de la migration et de la distance parcourue pour les docteurs .....	221 -
Tableau 57 : Equations de sélection selon le type d'activités : estimations docteurs .....	222 -
Tableau 58 : Equations de sélection selon le type d'activités : estimations ingénieurs.....	223 -
Tableau 59 : Rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO : Docteurs .....	224 -
Tableau 60 : Rendement salarial de la mobilité et de la distance par les MCO : Ingénieurs .....	225 -
Tableau 61 : Rendement salarial de la mobilité par les 2PSLS et 2TSLS pour les docteurs.....	226 -
Tableau 62 : Rendement salarial de la mobilité par les 2PSLS et les 2TSLS pour les ingénieurs ..	227 -
Tableau 63 : Rendement salarial et pôles de compétitivité : estimation par les MCO .....	228 -
Tableau 64 : Probit bivarié : pôles de compétitivité et mobilité.....	228 -
Tableau 65 : Rendement salarial et poles de compétitivité, prise en compte de l'endogénéité.....	229 -

## LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Densité du log salaires selon les deux types d'activité .....	62 -
Figure 2 : Ancienneté et expérience dans les activités R&D .....	63 -
Figure 3 : Ancienneté et expérience dans les activités hors recherche.....	64 -
Figure 4 : Score de propension pour l'ensemble des ingénieurs .....	150 -
Figure 5 : Score de propension : Ingénieurs n'ayant pas connu de mobilité inter-entreprise .....	150 -
Figure 6 : Score de propension : Ingénieurs ayant connu une mobilité inter-entreprise .....	150 -
Figure 7 : Le diamant de Porter .....	167 -
Figure 8 : Densité de la distance parcourue par type d'activités pour les docteurs .....	180 -
Figure 9 : Densité de la distance parcourue par type d'activités pour les ingénieurs.....	181 -



## LISTE DES ANNEXES

Annexe A : Définition des activités de R&D.....	- 88 -
Annexe B : CIFRE définition.....	- 89 -
Annexe C : Statistiques descriptives .....	- 90 -
Annexe D : Résultats des modèles « mover-stayer ».....	- 93 -
Annexe E : Résultats des fonctions de gains par les MCO .....	- 97 -
Annexe F : Résultats des fonctions de gains par régression par quantile.....	- 98 -
Annexe G : Réglementation sur la rémunération des inventeurs salariés .....	- 149 -
Annexe H : Figures : Score de propension.....	- 150 -
Annexe I : Test de la propriété d'équilibrage .....	- 151 -
Annexe J : Résultats des probits : Devenir inventeur.....	- 152 -
Annexe K : Résultats des MCO : Rendement de l'innovation.....	- 153 -
Annexe L : Robustesse des résultats.....	- 154 -
Annexe M : Statistiques descriptives .....	- 213 -
Annexe N : Les pôles de compétitivité.....	- 214 -
Annexe O : les indicateurs régionaux.....	- 216 -
Annexe P : Calcul des résidus généralisés.....	- 217 -
Annexe Q : Calcul de l'inverse des ratios de Mills dans le cas d'un probit bivarié .....	- 218 -
Annexe R : Estimation des facteurs de migration des jeunes diplômés .....	- 219 -
Annexe S : Equations de sélection.....	- 222 -
Annexe T : Rendement salarial de la mobilité et de la distance : Estimations par les MCO.....	- 224 -
Annexe U : Rendement salarial de la mobilité et de la distance : prise en compte de l'endogénéité.....	- 226 -
Annexe V : Rendement salarial et pôles de compétitivité.....	- 228 -