Les rendements éducatifs privés : fondements, bilan et évaluation des nouvelles alternatives

Saïd HANCHANE et Stéphanie Moullet

Édition électronique

URL : <http://journals.openedition.org/economiepublique/2035>

DOI : 10.4000/economiepublique.2035

ISSN : 1778-7440

Éditeur

IDEP - Institut d'économie publique

Édition imprimée

Date de publication : 15 juin 2000

ISBN : 2-8041-3383-4

ISSN : 1373-8496

Référence électronique

Saïd HANCHANE et Stéphanie Moullet, « Les rendements éducatifs privés : fondements, bilan et évaluation des nouvelles alternatives », *Économie publique/Public economics* [En ligne], 05 | 2000/1, mis en ligne le 14 février 2007, consulté le 12 septembre 2020. URL : <http://journals.openedition.org/economiepublique/2035> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/economiepublique.2035>

économie publique public economics

Revue de l'**Institut d'Économie Publique**

Deux numéros par an

n° 5 – 2000/1

© De Boeck & Larcier s.a., 2001
Editions De Boeck Université
Rue des Minimes 39, B-1000 Bruxelles

Tous droits réservés pour tous pays.

Il est interdit, sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, de reproduire (notamment par photocopie) partiellement ou totalement le présent ouvrage, de le stocker dans une banque de données ou de le communiquer au public, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit.

Imprimé en Belgique

Dépôt légal 2000/0074/196

ISSN 1373-8496
ISBN 2-8041-3383-4

économiepublique sur internet : www.economie-publique.fr

© Institut d'économie publique – IDEP

Centre de la Vieille-Charité

2, rue de la Charité – F-13002 Marseille

Tous droits réservés pour tous pays.

Il est interdit, sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, de reproduire (notamment par photocopie) partiellement ou totalement le présent ouvrage, de le stocker dans une banque de données ou de le communiquer au public, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit.

La revue **économie**publique bénéficie du soutien du Conseil régional Provence-Alpes-Côte d'Azur

ISSN 1373-8496

Les rendements éducatifs privés : fondements, bilan et évaluation de nouvelles alternatives

Saïd HANCHANE

Stéphanie MOULLET

Introduction

L'objectif de ce travail est double. Son premier objet consiste à améliorer l'estimation de la fonction de gains de Mincer afin d'évaluer correctement les taux de rendements des investissements éducatifs en traitant des problèmes liés à l'endogénéité de l'éducation sur données en coupe transversale ou sur données longitudinales. Le second objectif vise à établir d'autres relations économétriques testables entre Education et Salaire à partir d'hypothèses théoriques alternatives à la théorie du capital humain. On envisage deux spécifications de l'équation de salaire qui découlent de l'hypothèse de la théorie du filtre pour la première et d'un modèle d'allocation sur le marché du travail pour la seconde. Ces spécifications sont ensuite confrontées à la fonction de gains de capital humain.

Plus précisément, dans la première partie de l'article, on établit tout d'abord le lien entre le choix optimal des investissements éducatifs au cours du cycle de vie et la fonction de gains : on recourt à la modélisation de Ben-Porath (1967) comme base théorique à partir de laquelle il est possible de fonder et d'interpréter la forme prise par la fonction de gains de Mincer. Cette dérivation de la fonction de gains met aussi en évidence les hypothèses sur lesquelles elle repose et démontre de la fragilité de son utilisation dans un travail empirique. L'amélioration des estimations obtenues passe d'abord par une définition correcte du capital humain ainsi que par une discussion sur les aspects empiriques de la relation Education-Salaire en fonction du type de données utilisées. Depuis les premières estimations des taux de rendements en France (Riboud, 1978), il est possible de relier la variabilité des résultats obtenus aux variables explicatives retenues et aux données exploitées. Si les données de panel présentent de nombreux avantages par rapport à celles en coupe transversale, elles posent généralement

en France le problème de la pauvreté des informations sur le parcours en formation initiale. Elles limitent la définition du capital humain acquis à l'école à une mesure frustrante : la durée de scolarité.

La première piste qui permet de s'écarter de la fonction de gains de Mincer consiste à tenir compte du caractère endogène de l'éducation. Cette endogénéité est une conséquence fondamentale de la théorie du capital humain : l'éducation relève d'un choix individuel optimal soumis à un ensemble de contraintes propres à l'individu et à son environnement familial. Le problème de l'endogénéité se pose autant lorsqu'on utilise des données en coupe que lorsqu'on travaille avec des données de panel, seules les méthodes pour éliminer le biais qui en résulte changent. Dans un précédent travail empirique (Hanchane et Moullet, 1997), la correction de ce biais a été effectuée sur les données en coupe issues de l'enquête FQP 1993. Les taux de rendement des investissements éducatifs sont estimés en « instrumentant » la durée de scolarité à l'aide de variables relatives aux caractéristiques familiales. Sur données de panel, la double dimension des observations, temporelle et individuelle, permet de tenir compte explicitement d'un effet individuel, en décomposant le terme d'erreur de la fonction de gains. Il devient possible à l'aide de méthodes économétriques adaptées, de tenir compte de la corrélation qui existe entre ces effets spécifiques individuels et les variables de capital humain. Pour cela, on adapte la méthode des variables instrumentales en recourant à la théorie d'Hausman et Taylor (1981). À partir d'un panel issu des Enquêtes Emploi 1995, 1996 et 1997, ces méthodes nous conduisent à réévaluer très largement le rendement des années de scolarité.

Endogénéiser l'éducation est cependant une solution économétrique qui occulte le véritable objectif, celui d'estimer un modèle structurel d'auto-sélection où demande d'éducation et relation Education-Salaire sont étudiées simultanément. Quand il s'agit de traiter de deux diplômes, le modèle peut être applicable (Willis et Rosen, 1979). Dans le cas de plusieurs diplômes, seule la forme réduite est estimée : on applique, sur un échantillon extrait de l'enquête FQP 1993, une démarche à deux étapes où la règle de sélection entre niveaux de diplômes repose sur un *probit ordonné* (Hanchane et Moullet, 1997).

La seconde partie de cet article traite d'approches alternatives de la mesure de la rentabilité de l'éducation. Deux pistes sont de nouveau explorées. On estime en effet des spécifications alternatives à la fonction de gains de Mincer qui reposent sur des hypothèses théoriques différentes.

La première spécification est fondée sur l'hypothèse du filtre. La théorie du filtre (Arrow, 1973) rend compte des mêmes faits que celle du capital humain mais en précisant que l'éducation n'a aucun effet sur la productivité individuelle, elle sert seulement à « trier » les individus par rapport à leurs aptitudes initiales. Dans ce cadre, la durée de scolarité est remplacée dans la fonction de gains par le rang de sortie du système

scolaire. Au niveau individuel, la référence à la théorie du filtre n'affecte pas les prédictions sur les comportements en matière de choix éducatif inspirées de la théorie du capital humain : les mêmes arguments que pour la durée de scolarité nous conduisent à endogénéiser la variable de rang sur données en coupe et sur données longitudinales. Cette spécification « filtre d'aptitude » est ensuite confrontée à celle de capital humain à l'aide d'un test de modèles non emboîtés.

La seconde piste consiste à prendre en compte dans l'équation de salaire non plus seulement les caractéristiques de l'offre individuelle de capital humain mais aussi celles de la demande ce capital par les employeurs. La fonction de gains de Mincer peut alors être considérée comme une simplification extrême d'un modèle hédonique de salaires. À partir de données extraites de l'Enquête Emploi 1997, différentes fonctions de gains sont établies dans ce cadre théorique. Dans un premier cas, on retient comme explicatives du logarithme du salaire des variables dichotomiques correspondant au diplôme obtenu croisé avec la PCS occupée. À l'aide de tests de Fischer, on montre que la spécification intégrant ces variables est préférée à la fonction de gains de Mincer. La démarche se poursuit à l'aide d'autres spécifications. La seconde consiste à définir la qualité des emplois en fonction des niveaux éducatifs qu'ils exigent et les individus sont classés en fonction de ce critère. On peut étudier ainsi les conséquences des déclassement sur les salaires. L'information sur les écarts entre les niveaux d'éducation qu'exige un emploi et le niveau d'éducation de celui qui l'occupe permet de proposer une fonction de gains alternative à celle de Mincer. Un test de Fischer entre les deux spécifications conclue de nouveau au rejet du modèle standard au profit de la fonction de gains hédonique. Enfin, on tente d'aller plus loin en étudiant l'affectation des individus aux différents emplois, définis selon certaines caractéristiques et les salaires : on estime un modèle d'allocation des salariés aux différents types d'emploi où la règle de sélection repose sur un modèle *Probit ordonné*. On montre que le processus d'allocation sur le marché du travail suit l'avantage comparatif.

1 Fonction de gains et endogénéité de l'éducation

La fonction de gains de Mincer a été et est encore très largement utilisée comme outil empirique de mesure des taux de rendement des investissements éducatifs. Les résultats ont apporté un important crédit à l'hypothèse des théoriciens du capital humain, selon laquelle l'investissement en éducation est le déterminant central du salaire. Son succès empirique qui doit aussi à la facilité de son utilisation, a fait longtemps oublier (en France en tout cas) le modèle structurel qui fonde

cette relation. La fonction de gains de Mincer repose en effet sur une traduction simplifiée d'un modèle d'accumulation optimale de capital humain. Ben-Porath (1967) est le premier à fournir une solution rigoureuse au problème du choix optimal des investissements en capital humain au cours du cycle de vie, base théorique à partir de laquelle il est possible de fonder et d'interpréter la forme prise par la fonction de gains de Mincer (voir Encadré 1).

Si l'argument central de son utilisation est sa capacité à se prêter à un travail empirique établissant un lien testable entre éducation et salaire, on mesure tout l'intérêt qu'il y a à définir correctement le capital humain acquis quand on cherche à évaluer sa rentabilité et à s'intéresser aux aspects empiriques de la relation selon que les données utilisées sont en coupes ou longitudinales.

De nombreux progrès en allant dans ces directions ont été réalisés depuis les premières estimations du taux de rendement de l'éducation sur données françaises (Riboud, 1978) utilisant la fonction de gains de Mincer. Ils répondent en effet à trois types de critique. Le premier a trait à la définition de l'éducation, la durée de scolarité étant un indicateur imparfait de l'accumulation du capital humain. Le second concerne le problème posé par l'usage de données en coupe plutôt que de données de panel. Ces deux critiques s'avèrent étroitement liées en France puisqu'il n'existe pas jusqu'à aujourd'hui de données qui contiennent à la fois des informations longitudinales sur le déroulement de la scolarité de l'individu et sur les différents états de sa vie active. Enfin, la troisième critique, dont on discute plus loin, est valable quel que soit le type de données utilisées et porte sur l'endogénéité du capital scolaire et de l'expérience.

1.1 Quel type de données pour quelles mesures de l'éducation dans la fonction de gains ?

Dans la fonction de gains de Mincer, l'éducation est mesurée par la durée des études. Le temps passé à l'école est cependant une mesure frustrante du niveau comme de la qualité de la formation reçue : tous les élèves de toutes les classes d'un même niveau n'accumulent pas les mêmes connaissances. Se pose alors le problème de l'appréciation réelle du capital humain. La durée de scolarité ne peut être une mesure correcte du capital humain puisqu'elle repose sur l'hypothèse trop restrictive selon laquelle toutes les années passées à l'école sont également et complètement constitutives de capital humain. Elle mêle différentes variétés de temps scolaires dont on peut penser qu'elles n'ont pas toutes la même influence sur les gains.

On peut cependant facilement améliorer la qualité de la mesure des connaissances acquises. Les données FQP ont l'avantage de décrire précisément la structure de l'itinéraire scolaire et permettent cette

Encadré 1 : Dérivation de la fonction de gains : de la forme structurelle à la forme réduite

Dans l'analyse de Ben-Porath (1967), la décision d'investir porte, chaque période, sur la quantité Q_t de capital humain à produire.

La fonction de production du capital humain est :

$Q_t = \alpha(s_t K_t)^\beta$ (1) où $0 \leq s_t \leq 1$ est la fraction du temps affecté à cette production, K_t est la stock de capital humain existant. On suppose que K_t homogène se déprécie au taux δ et que les emprunts et prêts, illimités, se font au taux d'intérêt r .

Soit w_0 la rémunération des services d'une unité physique de capital humain et Y_t , le salaire net de l'individu qui investit en capital humain :

$$Y_t = E_t - C_t \quad (2)$$

où $E_t = w_0 K_t$ et $C_t = w_0 s_t K_t$ (3)

est le coût d'opportunité de l'investissement.

Le comportement optimal de l'individu, dans des conditions de prix (w_0 et r) données, conduit à déterminer $Q_1, Q_2, \dots, Q_T$ qui pour chaque t selon le programme (4) suivant :

$$\max \sum_{1 \leq t \leq T} e^{-n} (w_0 K_t - C_t)$$

si $Q_T = \alpha(s_T K_T)^\beta$ et $0 \leq s_t \leq 1$ $\frac{\partial K_t}{\partial t} = Q_T - \delta K_t$

Avec un marché des capitaux parfait, les investissements en capital humain ont un taux de rendement égal à r . Le modèle distingue w_0 de ce capital de r le rendement de l'investissement monétaire. L'investissement optimal est tel que

$$w_0 Q_T = r C_t \quad (5)$$

Exprimée en unités physiques, l'accroissement du capital entre t et $t+1$ s'écrit :

$$K_{t+1} = K_t + Q_T - \delta K_t \quad (6)$$

La relation (6) exprimée en unités monétaires devient :

$$\frac{w_0}{r} K_{t+1} = \frac{w_0}{r} K_t + C_t - \delta \frac{w_0}{r} K_t = \frac{w_0}{r} K_t + C_t^*$$

où C_t^* correspond à l'investissement net. s_t , la fraction du temps consacrée à investir, équivaut à $\frac{C_t}{E_t}$, la fraction des gains potentiels à laquelle l'individu renonce pour accumuler du capital humain.

Sachant $E_t = w_0 K_t$ et en utilisant (5) et (6), le salaire brut devient :

$$E_t = (1 - \delta) E_{t-1} + r C_{t-1} \\ = E_0 \prod_{\tau=0}^{t-1} (1 - \delta + r s_\tau)$$

Le salaire brut qu'un individu perçoit pendant la période t dépend de E_0 , sa capacité de gains initiale et de ses investissements passés.

En écrivant cette équation sous forme logarithmique et en utilisant l'approximation : $\ln(1 - \delta + r s_\tau) \approx -\delta + r s_\tau$, on obtient :

$$\ln E_t = \ln E_0 + \sum_{\tau=0}^{t-1} (r s_\tau - \delta) \\ = \ln E_0 + r \sum_{\tau=0}^{t-1} \left(s_\tau - \frac{\delta}{r} \right) \quad (7)$$

En utilisant l'expression monétaire de (6) et la relation $E_t = w_0 K_t$, on a :

$$s_t = \frac{C_t}{E_t} = \frac{C_t^* + \delta \frac{w_0}{r} K_t}{E_t} = \frac{C_t^*}{E_t} + \frac{\delta}{r}$$

L'équation (7) devient alors :

$$\ln E_t = \ln E_0 + r \sum_{\tau=0}^{t-1} s_\tau^* \quad \text{avec } s_\tau^* = \frac{C_\tau^*}{E_\tau} \quad (8)$$

La période de scolarité est complètement tournée vers l'accumulation de capital humain, l'individu consacre la totalité de son temps à l'investissement. Si S est la durée de scolarité alors l'équation (8) se réécrit :

$$\ln E_t = \ln E_0 + (r - \delta)r \sum_{\tau=S+1}^{t-1} s_t^* \quad (9)$$

S'il n'y a pas d'investissement post-scolaire ni de dépréciation, on obtient la relation *Education-Salaire* suivante :

$$\ln Y_t = \ln E_0 + rS \quad (10)$$

Le modèle de Ben-Porath d'accumulation optimale de capital humain suggère que les salariés continuent à investir dans la formation au cours de l'emploi après la fin de la scolarité, mais que le montant de cet investissement aura tendance à décroître avec le temps. La fraction nette du salaire investie diminue de façon linéaire pendant la vie partant de la valeur initiale s_0 au commencement de la carrière et s'annule quand le salaire brut atteint son maximum, n années après la fin de la scolarité : $s_t^* = s_0 - \frac{s_0 x}{n}$ et x est le nombre d'années d'expérience professionnelle mesurée par la différence entre l'âge t et S . Donc,

$$\ln E_t = \ln E_0 + (r - \delta)S + r \sum_{\tau=0}^{t-1} \left(s_0 - \frac{s_0 x}{n} \right) L$$

La somme correspondant à une progression arithmétique, $s_0 x - \frac{s_0 x(x-1)}{2n} \approx s_0 x - \frac{s_0 x^2}{2n}$ et on obtient :

$$\ln E_t = \ln E_0 + (r - \delta)S + r s_0 x - \frac{r s_0}{2n} x^2$$

Les gains nets des coûts d'investissement sont $Y_t = E_t(1 - s_t) = E_t(1 - s_t^* - \frac{\delta}{r})$. D'où : (11)

$$\begin{aligned} \ln Y_t = & (\ln E_0 - \frac{\delta}{r} - s_0) + (r - \delta)S \\ & + (r s_0 - \frac{s_0}{n})(t - S) - \frac{r s_0}{2n}(t - S)^2 \end{aligned}$$

La variable dépendante est logarithmique, les variables explicatives sont les investis

sements mesurés par des fractions de salaire.

On considère la fonction de gains de Mincer

$$\ln Y_t = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2(t - S) + \beta_3(t - S)^2 + u \quad (12)$$

comme une approximation de l'équation ci-dessus.

La dérivation de (12) repose sur l'hypothèse, jusqu'ici implicite, de séparabilité faible de la fonction statistique de gains $Y = \phi(S, x) + u$. En effet, en supposant que le taux de croissance des gains est indépendant du niveau d'expérience, autrement dit, que l'éducation a le même impact sur le salaire quelque soit x , on peut écrire :

$$Y = f(S)g(x) + u \quad (13)$$

La valeur actuelle des gains est alors :

$$V(S, r) = f(S)e^{-rS} \sum_0^T g(x)e^{-rx}$$

Le taux de rendement marginal de l'éducation $\rho(S)$ défini comme le taux d'escompte qui égalise les valeurs actuelles des gains associées aux deux niveaux de scolarité S et $S + d$ ($d > 0$) s'écrit dans ce cas :

$$\rho(S, S + d) = [\ln f(S + d) - \ln f(S)]/d$$

Pour des valeurs de d arbitrairement faibles, ce taux est donc donné par la dérivée logarithmique de la fonction statistique de gains (13) par rapport au niveau d'éducation évaluée en S :

$$\rho(S) = \frac{\partial \ln Y}{\partial S} = \frac{\phi_S(S, t)}{\phi(S, t)} = \frac{f'(S)}{f(S)}$$

Ainsi, si les profils des logarithmes des gains relatifs à différents niveaux de scolarité sont parallèles alors les méthodes de régression pour estimer le taux de rendement de l'éducation sont adaptées : la régression (12) apparaît comme l'approximation de $\ln Y = \ln f(S) + \ln g(x) + u$, c'est-à-dire du logarithme de la fonction statistique de gains faiblement séparable (13).

C'est donc seulement sous l'hypothèse de séparabilité faible de la fonction de gains statistique que le taux de rendement estimé $\rho(S) = \beta_1$, la dérivée première de (12) par rapport à S .

amélioration. Jarousse et Mingat (1986), à partir de l'enquête FQP 1985, proposent d'éliminer de la durée des études, les années redoublées ainsi que celles non réussies, pour ne retenir que les années certifiées. En prolongeant cette démarche, Goux et Maurin (1994) introduisent une distinction entre les années « redoublées », les années « certifiées », et les années « non certifiées ». Leurs résultats montrent, notamment, que deux années ayant abouti au même niveau de diplôme, mais avec un nombre différent de redoublements, conduisent à des salaires équivalents. Quant aux années « non certifiées », elles impliquent des salaires deux à trois fois plus faibles que les années « certifiées ». Cela conduit à accorder de l'importance au pouvoir de certification joué par le diplôme. En tenant compte explicitement des diplômes, les deux auteurs établissent une hiérarchie des salaires très proche de celle qui correspond aux nombres d'années nécessaires pour leur obtention.

À partir de l'enquête FQP 1993, Hanchane et Moullet, (1997) tentent aussi différentes définitions de la durée de scolarité pour sélectionner la mesure la plus adéquate du capital humain. La première, la durée globale des études, correspond au temps écoulé entre l'entrée et la sortie du système scolaire. La seconde durée correspond au nombre d'années d'études qui ont été nécessaire à chaque individu pour qu'il obtienne son diplôme le plus élevé (on ne tient plus compte des années de scolarité postérieures à ce dernier diplôme). Enfin, si on élimine aussi les années redoublées, on détermine la durée de scolarité certifiée. On montre également que ce sont les années certifiées qui constituent le meilleur indicateur de capital humain mais aussi que la rentabilité estimée des années certifiées et des années nécessaires pour l'obtention d'un diplôme augmente quand l'information sur les années redoublées et non certifiées est introduite dans les fonctions de gains. Il existe donc un biais « vers le bas » dû à l'omission de ces deux dernières variables.

L'information sur le diplôme et le parcours scolaire (les différentes durées de scolarité) que livre l'enquête FQP, permet d'affiner l'analyse des rendements éducatifs. En effet, Jarousse et Mingat (1986) distinguent entre deux effets des études : l'effet quantité et l'effet qualité. Ainsi la rentabilité des diplômes dépend de la durée nécessaire pour les obtenir (effet de quantité) et d'autres caractéristique (effet de qualité). Les effets de qualité ont deux composantes que l'économiste ne peut pas observer de manière séparée. Il s'agit de la qualité des études et de la qualité des élèves ou des étudiants selon le diplôme considéré. Sur la base de cette distinction, les auteurs montrent que les diplômés du second cycle universitaire ont un salaire inférieur en moyenne de 9% à ce que l'on aurait pu obtenir, compte tenu de la durée d'études nécessaire, alors que les diplômés de grandes écoles ont un salaire de 30% supérieur à celui obtenu compte tenu de la durée d'études nécessaire.

Selon ce point de vue, on peut également faire l'hypothèse que tout enseignement a une composante « sélection » (filtre d'aptitude) et une composante « contenu de connaissances », toutes deux valorisées sur le marché du travail. Ainsi, pour les titulaires de diplômés des grandes écoles, une année d'étude supplémentaire non certifiée correspondrait à l'acquisition de connaissances techniques directement négociables sur le marché du travail. En revanche, une année d'étude supplémentaire non certifiée n'a aucun effet pour les diplômés de l'université; les employeurs valorisent, dans ce cas, davantage les diplômes que les connaissances acquises.

L'usage de données longitudinales a également permis d'améliorer les estimations de fonctions de gains. En effet, pour étudier la dynamique des comportements et de l'hétérogénéité individuelle, l'économiste doit disposer de données longitudinales qui lui permettent de rendre compte de la variabilité des choix et des contraintes selon deux dimensions : temporelle et individuelle. À côté de justifications d'ordre méthodologique (voir encadré 2), on comprend que seules des données de panel permettent de restituer l'esprit de la théorie du capital, les concepts théoriques d'apprentissage et de rémunération impliquant une approche longitudinale du revenu des individus.

Les premières estimations longitudinales de la fonction mincérienne de gains¹ datent de 1994, elles sont effectuées par Goux et Maurin sur un panel qu'ils bâtissent à partir des Enquêtes Emploi sur la période 1990 à 1994. La stratégie d'estimation adoptée ne permet cependant pas d'identifier l'effet des variables constantes dans le temps (la durée de scolarité par exemple). A la même date, Guillotin et Sevestre (1994) estiment des fonctions de gains sur un panel tiré des fichiers des Déclarations Annuelles des Salaires (DAS)². A notre connaissance, en France, ce panel constitue la seule source d'informations sur une longue période : de 1968 à 1987. Toutefois, il ne comporte aucune information sur le parcours scolaire. La formation y est évaluée comme la différence entre l'âge d'entrée sur le marché du travail et 14 ans (âge de la scolarité obligatoire à cette époque).

¹ Les travaux de Baudelot et Glaude (1989), antérieurs, portent sur un pseudo-panel construit à partir des enquêtes FQP (1970, 1977 et 1985). La véritable première tentative française réalisée sur données longitudinales est à mettre au crédit de Lolivier et Payen (1990) mais les données utilisées ne leur permettent pas de mesurer l'effet de la formation initiale.

² Les Déclarations Annuelles de Données Sociales sont devenues ensuite les Déclarations Annuelles de Données Sociales (DADS)

Encadré 2 : Pourquoi les données de panel ?

L'estimation d'une fonction de gains sur données de panel peut être justifiée d'un point de vue méthodologique pour au moins deux raisons :

- la nécessité d'identifier, de façon séparée, ce qui relève d'un effet de génération et d'un effet de conjoncture. En France, la première tentative d'estimation des rendements éducatifs allant dans ce sens a été effectuée par Baudelot et Glaude (1989). Afin de mesurer l'effet de la conjoncture et de génération sur le salaire, les auteurs utilisent un
- par la possibilité que ces données offrent de relâcher l'hypothèse d'orthogonalité des effets de variables omises¹ par rapport aux variables explicatives que l'usage de données en coupe impose généralement. En effet, le plus souvent, cette hypothèse n'est pas vérifiée, ce qui conduit à des estimations biaisées. Avec les données longitudinales, il est possible de décomposer le terme d'erreur et d'étudier la structure de la variance des résidus du modèle estimé. On peut alors examiner si la non-orthogonalité est due à la corrélation entre l'hétérogénéité individuelle non-observée et les variables explicatives pour déterminer la stratégie d'estimation la plus convergente et la plus efficace.

Quand une fonction de gains sur données en coupe est estimée, l'éducation comme l'expérience peuvent être considérées comme des proxy de la productivité du salarié, variable inobservable par l'économètre. Le résidu de l'équation de salaire rend alors compte des erreurs de spécification et des variables omises mais aussi de l'erreur de mesure de la productivité individuelle. Parce qu'une seule observation par individu est disponible, il est impossible de pouvoir identifier ces erreurs de façon séparée. Seules les données longitudinales permettent cette identification.

Soulignons cependant que ces données soulèvent des difficultés auxquelles on n'a pas toujours de solution efficace. La première d'entre elles renvoie au type de spécification de l'hétérogénéité individuelle non observée en phase avec la traduction empirique de la théorie du capital humain. La deuxième difficulté renvoie à l'usage de panels non-cylindrés - l'usage d'un panel cylindre réduisant considérablement la taille des échantillons et appauvrit les analyses - et à l'adaptation des méthodes d'estimation, de contrôle de biais de sélection² et de correction de l'hétéroscédasticité qui s'aggravent sur ce type de données.

¹ Les variables omises sont les capacités, talents, motivations,...variables inobservées mais qui ont un rôle central dans le théorie du capital humain (Woytinsky Lecture, Becker, 1967,1975), rôle traité en détail par Hanchane et Moulet (1999).

² Si l'on peut considérer que les tests de tels biais sont relativement réalisables, la correction du biais lorsque l'hypothèse nulle est rejetée, ne va pas de soi. La règle de sélection des individus dans un panel non - cylindre peut être multidimensionnelle (variable d'un individu à un autre ou variable dans le temps) et de ce fait difficilement identifiable. La procédure à deux étapes de Heckman (1979) ne peut être appliquée de façon directe (pour plus de détails, voir Nijman et Verbeek (1994), Guillotin et Sevestre (1994), Wooldridge (1995) et Balsan et Hanchane (1999)).

1.2 Le caractère endogène de l'éducation : une modélisation sur données longitudinales

Le caractère pragmatique de la traduction de la théorie du capital humain en un outil empirique - la fonction de gains (12) de l'encadré 1 - présente l'inconvénient majeur d'ignorer que l'éducation est endogène (Willis, 1986). Il s'agit du problème le plus sérieux à l'avis de Griliches (1977) auquel l'économiste est confronté lors de l'utilisation d'une fonction de gains pour estimer correctement les taux de rendement de la scolarité.

Dans l'équation de salaire, le niveau d'éducation est en fait traité comme exogène alors que du point de vue théorique il est envisagé comme le résultat d'investissement optimal. Dans l'encadré 3, en suivant la démarche de Griliches (1977), on donne quelques arguments économétriques montrant que l'origine de l'endogénéité de la durée de scolarité réside dans sa corrélation avec les résidus de la fonction de gains. En conséquence, cette corrélation entraîne des biais d'estimations avec les méthodes d'estimation OLS sur données en coupe ou quasi-GLS sur données de panel.

L'endogénéité de l'éducation est testée dans trois travaux empiriques français et prise en compte pour réévaluer les taux de rendement estimés (cf Annexe 1). Dans l'un de ces travaux, Hanchane et Moullet (1997) estiment, à partir de données issues de l'enquête FQP 1993, les taux de rendement éducatifs en « instrumentant » les différentes durées de scolarité définies³. Conformément aux arguments de l'encadré 3, les variables instrumentales choisies sont relatives aux caractéristiques familiales⁴. Elles sont des proxy des contraintes financières dont l'information n'est pas disponible. On retient le niveau d'éducation des parents, le groupe socioprofessionnel du père, le rang dans la fratrie et la taille du lieu de résidence. S'agissant des estimations des fonctions de gains, dans le cas de la durée de scolarité globale, le rendement estimé d'une année d'étude supplémentaire passe de 7% à 10% lorsque la durée de la scolarité est endogénéisée. Pour la durée nécessaire à l'obtention du diplôme et la durée de scolarité certifiée, on constate le même différentiel de 3% environ. Ces biais « tirés vers le bas » s'expliquent par une corrélation négative entre la durée des études et les résidus de la fonctions de gains. Nos résultats ne viennent que renforcer ceux des deux études antérieures sur données françaises différentes, cités dans l'Annexe 1 : une estimation directe par les MCO sous-évalue les rendements de l'investissement éducatif. L'interprétation de ce ré-

³ On rappelle qu'il s'agit de la durée d'études globale, de la durée qui a été nécessaire à chaque individu pour obtenir son diplôme le plus élevé et de la durée de scolarité certifiée.

⁴ L'information sur les variables susceptibles d'agir sur la production de capital humain (capacités, talents) et les variables mesurant directement les capacités de financement de l'investissement éducatif, n'est malheureusement pas disponible.

Encadré 3 : Origine et conséquence de l'endogénéité de la durée de scolarité

L'analyse économétrique qui suit repose sur l'hétérogénéité individuelle, introduite par Becker (Woytinsky Lecture, 1967, 1975) : on étudie la détermination de l'investissement optimal lorsque les capacités individuelles et les opportunités de financement de cet investissement varient. Pour simplifier, on ignore l'investissement post-scolaire. Chaque individu pour une durée de scolarité S , a une productivité constante et un salaire Y , de sa sortie du système scolaire à la fin de sa vie active, n années plus tard.

Soit la fonction individuelle de production de capital humain ou fonction structurelle des gains suivante :

$$\ln Y_i = h(S, A_i) \quad (14)$$

où A_i un vecteur de variables exogènes mesurant les capacités de l'individu. Supposons que A soit un scalaire d'autant plus grand que ces capacités sont grandes.

Le taux de rendement marginal d'un investissement est décroissant, il s'écrit :

$$\rho(S, A_i) = h_S(S, A_i) \quad (15)$$

Comme le suppose Becker, les opportunités de financement des investissements en éducation varient entre individus. Le taux d'intérêt auquel chacun peut emprunter est :

$$r_i = r(Z_i) \quad (16)$$

où Z_i est un vecteur de variables exogènes telles que l'origine familiale ou la richesse (monétaire) de chacun. Supposons également que Z_i soit un scalaire et que son accroissement corresponde à une amélioration des opportunités d'emprunt de sorte que $r' < 0$.

Le choix optimal d'éducation individuel est solution du problème de maximisation de la valeur actuelle des gains sous contrainte :

$$\begin{aligned} \max V(S) &= \int_s^{s+n} Y(S)e^{-rt} dt \\ &= \frac{(1 - e^{-rn})Y(S)e^{rS}}{r} \\ \text{sc}Y(S) &= e^{h(S, A_i)} \end{aligned} \quad (17)$$

La condition du premier ordre implique que l'individu continue à investir en éducation jusqu'à ce que le taux de rendement marginal égale le taux d'intérêt :

$$\rho(S, A_i) = r(Z_i) \quad (18)$$

D'où, le choix optimal est :

$$S^* = \rho^{-1}(A_i, r(Z_i)) = s(A_i, Z_i)$$

$$\text{et } \ln Y^* = h(s(A_i, Z_i), A_i) = y(A_i, Z_i)$$

les gains qui en découlent.

La prise en compte des différences dans les capacités individuelles et les opportunités de financement du capital humain a pour conséquence directe de considérer l'éducation comme une variable endogène. La scolarité est, en partie, le résultat d'un comportement d'optimisation de l'individu et de sa famille. Ce comportement est fondé sur une fonction de gains anticipée dont les erreurs sont corrélées avec la fonction de gains ex-post. Ces erreurs sont transmises à l'équation fondant la décision de scolarité. Par ce mécanisme, leur corrélation avec la durée de scolarité dans une fonction de gains ne peut que s'aggraver.

Une solution rigoureuse de ce problème n'est pas simple. L'économiste n'observe et/ou ne peut traiter que peu d'éléments censés expliquer le niveau de scolarité et les gains qui s'en suivent. Beaucoup de facteurs aléatoires agissent sur les gains sans qu'ils puissent être anticipés et d'autres agissent sur le niveau de scolarité (milieu familial, enseignants, camarades à l'école, origine géographique ...etc) sans qu'ils relèvent réellement d'un comportement d'optimisation ex-ante.

La démarche de Griliches (1977) part alors d'un simple modèle de gains log-linéaire et une hétérogénéité individuelle beckerienne. Pour montrer la possibilité d'une corrélation négative entre le niveau optimal de scolarité et les résidus dans la fonction de gains ex-ante et ex-post, on distingue entre revenus espérés, revenu de renonciation et revenu permanent.

Le revenu permanent est : $Y_P = e^{\rho S + \gamma A + \eta}$ (19)

avec η un facteur individuel non observable et non corrélé avec les capacités A .

Le revenu espéré est : $EY = Y_P \cdot e^u$ (20)

À partir de la condition de premier ordre de la maximisation (18), on peut établir :

$$Y_P = \frac{TR + \delta A}{\frac{re^t - \rho e^u}{r}} \quad (22)$$

En remplaçant par (19) dans (22), on obtient

$$S^* = \frac{1}{\rho} \left[\log(TR + \delta A) - \gamma A - \eta - \log \frac{1}{r} (re^t - \rho e^u) \right] \quad (23)$$

Cette expression montre qu'il peut y avoir une corrélation négative entre la scolarité et les résidus de la fonction de gains. Cela peut conduire à une sous-estimation du rendement de sa durée lorsque c'est la méthode des MCO ou celle des MCQG qui est utilisée. C'est ainsi qu'une endogénéisation préalable de la durée de scolarité est pleinement justifiée avant l'estimation de ses rendements dans le cadre d'une fonction de gains.

sultat (dont on trouve quelques arguments dans l'encadré 3) n'est pas évidente⁵.

Munis de ces résultats, nous présentons dans ce qui suit une estimation des rendements éducatifs sur données longitudinales, en tenant compte de l'endogénéité de la durée des études et en spécifiant l'hétérogénéité individuelle selon une approche qui traduit au mieux la théorie du capital humain.

1.2.1 Les données utilisées

L'échantillon de travail est un panel cylindré constitué à partir des Enquêtes Emploi 1995, 1996 et 1997. Entre deux Enquêtes Emploi consécutives, un tiers seulement de la population est renouvelée. Il n'est donc possible de suivre la carrière salariale d'un individu que sur trois ans.

On s'est auparavant assuré qu'avec un échantillon cylindré, les estimations obtenues ne soient pas sujettes à un biais de cylindrage. Pour cela, on peut comparer les estimations obtenues sur l'échantillon cylindré à celles obtenues à partir du non cylindré où les individus sont observés au moins deux fois et plus trois fois. On utilise le test d'Hausman adapté par Nijman et Verbeek (1992) à ce problème :

$$H = (\hat{\beta}_{QGLS,C} - \hat{\beta}_{QGLS,NC})' (\hat{V}_{QGLS,C} - \hat{V}_{QGLS,NC})^{-1} (\hat{\beta}_{QGLS,C} - \hat{\beta}_{QGLS,NC}) \sim \chi^2_k$$

où $\hat{\beta}_{QGLS}$ correspond aux paramètres estimés par la méthode quasi-GLS, k est le rang de la matrice de différence des variances, C renvoie à l'échantillon cylindré, NC au non cylindré. On accepte l'hypothèse nulle d'absence de biais. Ce résultat s'explique par la faible différence entre la taille et la structure des deux panels.

⁵ Griliches (1977) et Card (1995) aboutissent au même constat.

À partir de là, on constitue un échantillon par sexe, chacun retenant les salariés de plus de 18 ans du secteur privé, actifs occupés aux trois dates. On compte soit 3 571 hommes et 10 173 observations pour le premier échantillon de travail et 2 619 femmes pour 7 857 observations pour le second échantillon. L'éducation est définie par la durée de scolarité calculée comme la différence entre l'âge à la fin des études initiales et 6 ans.

1.2.2 La méthode d'estimation

La double dimension des observations, temporelle et individuelle, contenues dans les données de panel permet de tenir compte explicitement d'un effet individuel qui doit traduire l'effet d'une hétérogénéité individuelle non observée. Selon la spécification de l'effet individuel, deux approches sont traditionnellement adoptées. La première consiste à traiter cet effet comme une constante individuelle : il s'agit du modèle à effet fixe. La seconde suppose que l'hétérogénéité individuelle est une variable aléatoire dont on connaît la distribution. Le modèle est dit à erreur composée, une partie du terme d'erreur relève de l'effet individuel, l'autre partie d'un terme aléatoire classique. On parle aussi de modèle à effet aléatoire.

Quelle approche choisir entre ces deux spécifications classiques de l'hétérogénéité individuelle sur données de panel ? Quelle est la modélisation la plus pertinente ?

Pour répondre à cette question, on confronte les spécifications concurrentes au moyen d'un test d'indépendance de l'effet individuel.

Considérons un échantillon composé de N individus observés sur T périodes successives. Le modèle à effet aléatoire s'écrit :

$$y_{it} = X_{it}\beta + Z_i\gamma + v_{it} \quad i = 1, \dots, N \text{ et } t = 1, \dots, T \quad (24)$$

avec $v_{it} = u_i + \varepsilon_{it}$, où ε_{it} est *iid* et u_i représente l'effet individuel. Si $H_0 : E(u_i/X_{it}, Z_i) = 0$ n'est pas vérifiée, alors l'estimateur $\hat{\beta}_{GLS}$ du modèle à effet aléatoire est biaisé et non convergent. En revanche, si on applique la transformation *Within* et que l'on estime le modèle par OLS, $\hat{\beta}_W$ sera non biaisé et convergent que H_0 soit vraie ou non. Basée sur la différence entre ces deux estimateurs, la statistique de test s'écrit :

$$H (\hat{\beta}_W - \hat{\beta}_{GLS})' [\text{var}\hat{\beta}_W - \text{var}\hat{\beta}_{GLS}]^{-1} (\hat{\beta}_W - \hat{\beta}_{GLS}) \sim \chi^2(k) \quad \text{sous } H_0$$

L'application directe de ce test nécessite l'estimation d'un modèle à effet fixe qui pose un problème sérieux d'identification des paramètres des variables constantes dans le temps (la durée de scolarité par exemple). Éliminer ces variables dont on connaît la corrélation avec certaines variables explicatives (corrélation entre durée de scolarité et expérience professionnelle) donne une supériorité artificielle au modèle à effet fixe

contre le modèle à effet aléatoire. La non-convergence des estimateurs de ce dernier serait due à l'omission des variables éliminées parmi les explicatives du modèle. Pour contourner cette difficulté, nous faisons appel à un résultat numérique établi par Baltagi (1989) et Hausman et Taylor (1981). En effet, une équivalence numérique est mise en évidence entre des stratégies de test de l'hypothèse nulle contre l'hypothèse alternative. Le rejet de la première affecte les probabilités limites d'autres estimateurs de la même manière. Ainsi, cette hypothèse peut être testée en utilisant la différence entre les quasi-GLS et les Within, mais aussi la différence entre les estimateurs OLS et GLS, ces tests étant numériquement équivalents.

Etant donné que le modèle à effet fixe ne permet pas d'identifier les effets de la scolarité sur le salaire et que le modèle à effet aléatoire repose sur l'hypothèse peu pragmatique d'indépendance de l'hétérogénéité individuelle non observée et des variables explicatives, nous avons tenté dans ce travail d'autres voies qui s'écartent de ce que Mundlak (1978) appelle « la différence imaginaire » entre les deux modélisations précédentes.

Si l'on veut garder les variables constantes dans le temps, comme la durée de scolarité, tout en contournant le problème de leur corrélation avec l'effet individuel, on peut adapter la méthode à variables instrumentales en recourant à la théorie d'Hausman et Taylor (1981). Il suffit de recourir à l'approche de Mundlak (1978)⁶ et de l'élargir pour supposer que l'effet individuel peut être corrélé avec un sous-ensemble de variables constantes dans le temps et un autre sous-ensemble de variables variant dans le temps.

Considérons le modèle suivant :

$$y_{it} = X_{1it}\beta_1 + X_{2it}\beta_2 + Z_{1i}\gamma_1 + Z_{2i}\gamma_2 + u_i + \varepsilon_{it} \quad (25)$$

On rappelle que les erreurs ε_{it} sont iid, $\varepsilon_{it} \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ (et sont non-corrélées avec les variables Z , X et u_i). Parmi les variables X et Z , on distingue k_1 variables X (notées X_1) et g_1 variables de Z (notées Z_1) qui ne sont pas corrélées avec les effets spécifiques.

Les variables de X non corrélées avec u_i peuvent avoir deux fonctions grâce à leur double dimension, individuelle et temporelle : en utilisant les écarts aux moyennes individuelles, elles fournissent des estimations non biaisées de β et en utilisant les moyennes individuelles, elles constituent des instruments convenables pour les éléments de Z corrélés avec u_i .

Comme le souligne Hausman et Taylor (1981), il faut être très prudent dans le choix des variables utilisées comme instruments ou qui

⁶ Mundlak (1978) montre rigoureusement que dès lors que l'hypothèse d'indépendance entre effet individuel et variables explicatives est relâchée, les estimateurs Within et quasi-GLS deviennent équivalents. Cependant, cette approche ne permet toujours pas d'identifier l'effet des variables constantes dans le temps.

servent à leur construction. Ces instruments peuvent être déterminés de trois façons :

- 1) les variables exogènes X_1 et Z_1 sont immédiatement disponibles;
- 2) on peut également obtenir des instruments supplémentaires en transformant ces variables exogènes si, une fois transformées, elles gardent cette propriété;
- 3) il est également possible d'utiliser les variables endogènes transformées pourvu que après transformations, elles ne soient pas corrélées avec u_i .

Les variables BX_1 sont des instruments disponibles : B , l'opérateur *Between* calcule la moyenne individuelle dans le temps et conserve la composante individuelle. Les BX_2 ne pourront pas avoir cette fonction puisque l'endogénéité de vient de la composante individuelle, corrélée avec u_i . En revanche, l'opérateur W , en transformant le vecteur des observations en vecteur des écarts aux moyennes individuelles, élimine la composante individuelle : WX_1 et WX_2 sont des instruments disponibles même si les sont des variables endogènes.

1.2.3 Les instruments d'Hausman et Taylor (1981)

Les instruments sont les variables X_1 exprimées en moyennes individuelles et en écarts aux moyennes individuelles, les variables X_2 exprimées elles aussi en écarts aux moyennes individuelles et les variables Z_1 . Notons A la matrice des instruments, Q la matrice des régresseurs (X, Z) et Ω la matrice de variance - covariance des erreurs de l'équation (25). L'estimateur à variables instrumentales s'écrit :

$$(\hat{\beta}, \hat{\gamma})_{VI} = \left(Q' \Omega^{-\frac{1}{2}} P_A \Omega^{-\frac{1}{2}} Q \right)^{-1} \left(Q' \Omega^{-1/2} P_A \Omega^{-1/2} Y \right) \quad (26)$$

où P_A est la matrice de projection telle que $P_A = A(A'A)^{-1}A'$

L'endogénéité de certaines variables explicatives rend non consistantes les estimations des composantes de la variance, σ_u^2 la variance de l'effet spécifique du terme aléatoire et la composante non spécifique σ_ε^2 . Hausman et Taylor proposent alors une procédure pour obtenir un estimateur à variables instrumentales convergent et efficace.

Soit $\hat{d}$ le vecteur des résidus moyens obtenus à l'aide de l'estimateur *Within* :

$$\begin{aligned} \hat{d} &= By - BX\hat{\beta}_W = (B - BX(X'WX)^{-1}X'W)y \\ &= Z\gamma + u + (B - BX(X'WX)^{-1}X'W)\varepsilon \end{aligned} \quad (27)$$

En traitant les deux derniers termes de l'équation comme résidus de moyenne nulle, il est possible d'estimer γ à partir de (27). Puisque u et Z_2 sont corrélés, les estimateurs OLS et GLS ne fournissent pas des estimations consistantes de γ . Les colonnes de X_1 , non corrélées

avec u , peuvent servir d'instruments aux variables de Z_2 , pourvu qu'il y ait au moins autant de variables exogènes variant dans le temps que de variables endogènes invariantes dans le temps ($k_1 \geq g_2$). Par conséquent, l'estimateur à variables instrumentales de γ s'écrit :

$$\hat{\gamma}_{VI} = (Z' P_C Z)^{-1} (Z' P_C \hat{d}) \quad (28)$$

où $C = (X_1, Z_1)$ et P_C est la matrice de projection associée.

En utilisant les paramètres estimés $\hat{\beta}_W$ et $\hat{\gamma}_{VI}$, on calcule alors les composants de la variance à l'aide des relations suivantes :

$$\hat{\sigma}_\epsilon^2 = \frac{\hat{v}'_W \hat{v}_W}{[N(T-1) - K]}$$

où $\hat{v}_W = WY - WX\hat{\beta}_W$ et K , le nombre de paramètre, est la dimension du vecteur β , et

$$\hat{\sigma}_\epsilon^2 + T\hat{\sigma}_u^2 = \frac{\hat{v}'_B \hat{v}_B}{[N - K]}$$

avec $\hat{v}_B = BY - BX\hat{\beta}_W - Z\hat{\gamma}_{VI}$

Dans une dernière étape de la procédure, la méthode des variables instrumentales, utilisant les instruments A , est appliquée au modèle transformé :

$$y_{it} - (1 - \sqrt{\theta})\bar{y}_i = [X_{it} - (1 - \sqrt{\theta})\bar{X}_i] \beta$$

où

$$\theta = \frac{\hat{\sigma}_\epsilon^2}{\hat{\sigma}_\epsilon^2 + T\hat{\sigma}_u^2} \quad (29)$$

Il est encore possible d'améliorer la précision des estimations en imposant aux instruments choisis des conditions d'exogénéité plus restrictives que celles requises par l'instrumentation d'Hausman et Taylor.

1.2.4 Des procédures plus efficaces : les instrumentations d'Amemiya et MaCurdy (1986) et de Breusch, Mizon et Schmidt (1989)

La différence entre l'estimateur d'Hausman et Taylor et celui d'Amemiya et MaCurdy tient à l'usage qui est fait des variables de X non corrélées à l'effet individuel pour définir les instruments. Au lieu d'utiliser WX_1, WX_2, BX_1 et Z_1 , Amemiya et MaCurdy (1986) ont recours à l'ensemble d'instruments (WX_1, WX_2, X_1^*, Z_1) où

$$X_1^* = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1T} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2T} \\ \dots & & & \\ X_{N1} & X_{N2} & \dots & X_{NT} \end{bmatrix} \otimes e_T$$

avec e_T est le vecteur colonne unitaire de dimension T .

Les observations de X_1 relatives à chacune des T périodes remplacent les moyennes individuelles de ces mêmes variables.

La consistance de l'estimateur d'Amemiya et MaCurdy repose sur une hypothèse d'exogénéité de X_1 plus forte que celle d'Hausman et Taylor. Ce dernier estimateur exige seulement que les moyennes de X_1 soient non corrélées à l'effet individuel alors que celui d'Amemiya et MaCurdy requiert cette absence de corrélation à chaque date $t = 1, \dots, T$. Soulignons comme Amemiya et MaCurdy (1986) que la seconde hypothèse d'exogénéité inclut la première. La condition d'Amemiya et MaCurdy est de plus nécessaire pour que l'estimateur d'Hausman et Taylor reste consistant quand l'estimation est faite sur un sous-ensemble des T dates.

Un troisième estimateur est défini par Breusch, Mizon et Schmidt (1989), utilisant davantage d'instruments que celui d'Amemiya et MaCurdy. Si l'usage de ces instruments est légitime, cet estimateur est encore plus efficace. Pour Hausman et Taylor, WX_2 constitue un instrument valable puisque la composante individuelle spécifique de X_2 , corrélée avec u_i , est éliminée par la transformation W . L'argument de Breusch, Mizon et Schmidt est d'étendre la procédure d'Amemiya et MaCurdy en supposant que WX_2 et u_i sont non corrélés à chaque date. L'ensemble des instruments est alors composé de $WX_1, WX_2, (WX_1)^*, (WX_2)^*, BX_1$ et Z_1 où $(WX_1)^*$ et $(WX_2)^*$ sont construits de la même façon que X_1^* .

1.2.5 Procédures à variables instrumentales et condition d'identification

La condition d'identification impose qu'il y ait au moins autant d'instruments que de paramètres à estimer. Dans le cas d'Hausman et Taylor où les variables explicatives sont X_1, X_2, Z_1 et Z_2 , on compte $k_1 + k_2 + g_1 + g_2$ paramètres à estimer. Parmi les instruments (WX_1, WX_2, BX_1, Z_1) , WX_1 et WX_2 ont la même dimension que X_1 et X_2 et la condition d'identification s'écrit : $k_1 + k_2 + k_1 + g_2 \geq k_1 + k_2 + g_1 + g_2$ soit $k_1 \geq g_2$.

Amemiya et MaCurdy utilisent X_1^* plutôt que BX_1 : le nombre d'instrument augmente de $k_1(T - 1)$. La condition d'identification devient : $Tk_1 \geq g_2$.

Enfin, dans la procédure de Breusch, Mizon et Schmidt, on rajoute à ceux d'Hausman et Taylor $k_1(T - 1)$ et $k_2(T - 1)$ instruments correspondant respectivement à $(WX_1)^*$ et $(WX_2)^*$. La condition d'identification s'écrit alors : $Tk_1 + (T - 1)k_2 \geq g_2$.

1.2.6 Test des restrictions nécessaires à l'identification

La procédure d'Hausman et Taylor, lorsqu'il y a sur-identification des paramètres ($k_1 > g_2$), permet de tester si l'hypothèse de non-corré-

lation de certaines variables de X et Z s'avère justifiée. Puisque β est toujours identifié et $\hat{\beta}_W$ constitue une référence par rapport à laquelle les restrictions (conditions d'exogénéité des instruments) peuvent être testées en comparant l'estimateur à variables instrumentales et $\hat{\beta}_W$.

Le test utilisé repose sur la statistique d'Hausman. L'estimateur Within reste sous H_0 (condition d'exogénéité vérifiée) comme sous l'hypothèse alternative alors que l'estimateur à variables instrumentales est seulement sous H_0 . Pour tester la validité des instruments d'Hausman et Taylor, on calcule l'estimateur $\hat{\beta}_W = (X'WX)^{-1}(X'Wy)$ et $\hat{\beta}_{HT}$ avec (WX_1, WX_2, BX_1, Z_1) pour instruments. Le test permet de dire si BX_1 et Z_1 sont exogènes ou non. Il apparaît donc comme un test des restrictions de sur-identification où le degré de liberté du Chi2 vaut $k_1 - g_2$ (si le modèle est juste identifié c-à-d $k_1 = g_2$, $\hat{\beta}_W = \hat{\beta}_{HT}$, le nombre de degré de liberté est zéro et aucun test n'est possible).

Il n'est pas nécessaire d'appliquer la même démarche pour l'estimateur d'Amemiya et MaCurdy : il est inutile de comparer $\hat{\beta}_{AM}$ à $\hat{\beta}_W$ puisque les hypothèses d'exogénéité d'Amemiya et MaCurdy ne tiennent pas si celles d'Hausman et Taylor ne sont pas validées. En conséquence, on peut comparer directement les estimateurs d'Hausman et Taylor et d'Amemiya et MaCurdy pour conclure à l'exogénéité ou l'endogénéité de $(WX_1)^*$.

De la première à la troisième instrumentation, les hypothèses d'exogénéité sont plus fortes et les estimateurs plus efficaces. Ainsi, la validité de l'utilisation de $(WX_1)^*$ et $(WX_2)^*$ comme instruments est déterminée à partir du test d'Hausman basé sur la différence entre les estimateurs d'Amemiya et MaCurdy et de Breusch, Mizon et Schmidt.

1.2.7 Décomposition de l'effet global de la scolarité endogénéisée

On peut aborder le problème de l'endogénéité des variables de capital humain en posant une spécification de l'hétérogénéité individuelle non observée qui stipule de façon directe, dans le cadre d'un modèle à effet aléatoire, la corrélation entre l'effet individuel et les variables dont on soupçonne l'endogénéité. L'identification et l'estimation des paramètres se fait sur la base de la méthode à variables instrumentales d'Hausman et Taylor (1981). Notons que l'avantage de cette approche est d'identifier l'effet de la non prise en compte de l'endogénéité d'une variable -la durée de scolarité- qui, dans ce travail, s'avère bien supérieur à l'effet de la durée des études lorsque cette dernière est traitée de façon exogène !

On commence par écrire :

$$u_i = \bar{X}_{2i}\delta_1 + Z_{2i}\delta_2 + \omega_i$$

et la régression (25) devient :

$$y_{it} = X_{1it}\beta_1 + X_{2it}\beta_2 + Z_{1i}\gamma_1 + Z_{2i}\gamma_2 + \bar{X}_{2i}\delta_1 + Z_{2i}\delta_2 + \omega_i + \varepsilon_{it} \quad (30)$$

On a alors :

$$\bar{y}_i = \bar{X}_{1it}\beta_1 + \bar{X}_{2it}\beta_2 + Z_{1i}\gamma_1 + Z_{2i}\gamma_2 + \bar{X}_{2i}\delta_1 + Z_{2i}\delta_2 + \omega_i + \bar{\varepsilon}_i \quad (31)$$

En soustrayant (31) à (30), on obtient l'estimateur *Within* des paramètres β . Pour estimer γ_1 et γ_2 , on utilise la spécification de l'effet aléatoire. Elle ne permet cependant pas des estimations séparées de γ_2 et δ_2 . Pour résoudre ce problème d'identification, on propose d'instrumenter Z_2 pour pouvoir estimer séparément γ_2 .

On obtient alors à partir de l'équation (30) :

$$y_{it} = X_{1it}\beta_1 + X_{2it}\beta_2 + Z_{1i}\gamma_1 + \hat{Z}_{2i}\gamma_2 + \bar{X}_{2i}\delta_1 + Z_{2i}\delta_2 + \omega_i + \varepsilon_{it} \quad (32)$$

Désormais, la méthode GLS fournit des estimations correctes de (32) dans la mesure où les variables endogènes constantes dans le temps ne sont plus corrélées avec l'effet individuel ω_i . Les instruments utilisés pour les variables Z_2 sont ceux d'Hausman et Taylor et ceux d'Amemiya et MaCurdy. On peut ainsi remarquer que l'effet global d'une variable endogène constante dans le temps (comme la durée de scolarité) correspond à la somme de $\hat{\gamma}_2$ et $\hat{\delta}_2$. Ceci permet alors de mieux mesurer la réévaluation ou la sous-évaluation initiale de l'effet de la variable après contrôle de son endogénéité.

1.2.8 Hétérogénéité individuelle et taux de rendements éducatifs corrigés des biais d'endogénéité

Les résultats des différentes estimations des fonctions de gains par sexe sur données de panel se trouvent dans l'annexe 3.

Pour les deux populations, le test d'Hausman permet de rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle le modèle à erreurs composées est la spécification correcte. Les variables explicatives sont pour certaines corrélées avec l'effet individuel. Dans ce cas, la transformation *Within* supprime le problème en éliminant l'effet individuel. La spécification de l'hétérogénéité individuelle par un effet fixe est logiquement préférée à celle du type effet aléatoire et les coefficients estimés des variables variant dans de temps ne sont pas biaisés même si ces variables sont corrélées avec l'effet individuel. Lorsqu'on adopte une instrumentation « traditionnelle » (la durée de scolarité est instrumentée à l'aide de variables d'origine familiale telles que le statut et la PCS du père à la fin des études), le taux de rendement de la durée de scolarité des hommes passe de 7,49% à 9,45% (tableau 1 de l'annexe 3). Si l'hypothèse d'absence de corrélation entre ces instruments et u_i était vérifiée, les estimations obtenues par cette méthode devraient être très proches de celles obtenus par estimateur consistant *Within*. Les paramètres estimés ne sont pas les mêmes entre les deux méthodes, mais les coefficients résultant de l'instrumentation « traditionnelle » sont plus proches des estimations *Within* – pour les hommes du moins – que ne le

sont les estimations OLS. Si cette instrumentation a permis de réduire la corrélation entre la scolarité et u_i , le test d'Hausman entre l'estimateur *Within* et l'estimateur à variables instrumentales « traditionnelles » indique encore la présence de cette corrélation (tableau 1) : le choix de ces variables instrumentales est inapproprié dans cette spécification. La raison avancée par Hausman et Taylor (1981) est que les effets non mesurés peuvent se transmettre de père en fils. Ces remarques ne s'appliquent pas à la population féminine (tableau 3) : la méthode à variables instrumentales ne fait qu'accroître la corrélation entre durée de scolarité et effet individuel et réduit considérablement le taux de rendement estimé.

Rappelons qu'il est possible d'estimer correctement les coefficients des variables qui varient dans le temps sans avoir recours aux méthodes à variables instrumentales. Pour une estimation non biaisée de l'expérience sur le marché du travail et de l'ancienneté dans l'emploi occupé, l'estimateur *Within* suffit. Ces deux variables ont alors un impact semblable sur les gains : une année supplémentaire d'expérience (et réciproquement pour l'ancienneté) augmente les salaires de plus de 3% pour les deux sexes (tableaux 1 et 3). L'estimation correcte a conduit à réévaluer ces rendements marginaux. Le biais qui affecte l'estimation OLS résulte d'une corrélation négative entre caractéristiques non observées et expérience globale : les « atouts » individuels non mesurés seraient d'autant moins importants que les salariés sont expérimentés. On peut comme Goux et Maurin (1994) avancer l'argument du capital familial : les individus les moins expérimentés sont aussi les plus jeunes, ils ont grandi dans des familles en moyenne plus cultivées que les générations plus anciennes. Contrairement à ce que constatent Guillotin et Sevestre (1994), l'estimation de l'expérience au sens large est affectée par la prise en compte du caractère endogène de l'éducation.

Pour les hommes comme pour les femmes, travailler à Paris ou dans sa région assure un supplément salarial de 15 à près de 20% (tableaux 2 et 4) selon les méthodes de correction de l'endogénéité de la durée des études et les instruments retenus. Notons encore que le coefficient négatif de la variable « début », mesurant l'impact de la date d'entrée sur le marché du travail, indique que les individus entrés récemment sur le marché du travail sont durablement pénalisés par rapport à leurs aînés.

Le coefficient mesurant l'influence du nombre d'années d'études est fortement affecté par la prise en compte de son caractère endogène à l'aide des procédures à variables instrumentales⁷ dérivées de la théorie d'Hausman et Taylor (1981) ainsi que de la méthode d'estimation proposée comme alternative qui décompose l'effet de la variable endogénéisée. Il passe en effet d'environ 7% à plus de 20% selon les ins-

⁷ Les données utilisées nous interdisent l'usage des instruments de Breusch, Mizon et Schmidt, car ces derniers sont colinéaires.

truments retenus (voir annexe 3). Ces réévaluations sont du même ordre de grandeur que celles présentées par Guillotin et Sevestre (1994). Ces auteurs estiment que le rendement de l'éducation se situe autour de 14% ou de 20% selon le panel cylindré utilisé, quand le caractère endogène de l'éducation est pris en compte⁸. Une estimation sans aucun contrôle situe le rendement à près de 4%. Force est de constater l'instabilité des estimations : l'ampleur de la réévaluation du taux de rendement est fortement liée aux instruments choisis.

La méthode d'estimation à variables instrumentales exige que l'hypothèse d'exogénéité des instruments utilisés soit vérifiée. Les résultats des tests de cette hypothèse figurent aux bas des tableaux de l'annexe 3. Les instruments proposés par Hausman et Taylor sont exogènes, et les restrictions supplémentaires imposées par Amemiya et MaCurdy par rapport à Hausman et Taylor sont également vérifiées, ce qui valide le recours à ces instruments.

Lorsqu'on tient compte explicitement de la corrélation entre effets individuels et durée de scolarité dans la fonction de gains, un test d'Hausman entre l'estimateur *Within* et l'estimateur ainsi obtenu indique que l'on ne peut pas rejeter l'hypothèse H_0 . Cette seconde méthode d'estimation permet de disposer de variables supplémentaires grâce auxquelles il est possible de mieux appréhender l'effet individuel comme facteur explicatif du salaire. Plus de la moitié de l'influence de la durée de scolarité sur les gains été initialement (sans correction) comprise dans l'effet individuel. L'ampleur de ces réévaluations est fortement dépendante des instruments utilisés et du sexe : l'endogénéisation de la durée des études augmente de 7,4% à 11,5% chez les hommes et de 4,5% à près de 16% chez les femmes, les rendements éducatifs (tableaux 2 et 4).

La prise en compte de l'endogénéisation du capital humain sur données de panel permet de réévaluer le taux de rendement de l'investissement éducatif par rapport à une estimation par OLS ou quasi-GLS. Nos résultats empiriques valident les arguments théoriques de Griliches (1977). Au-delà du fait qu'ils confirment la sous-évaluation des rendements quand les méthodes d'estimation effectuées sont non convergentes, ils montrent que cette sous-estimation s'aggrave lorsque des données longitudinales sont utilisées. Cependant, les solutions qui consistent à endogénéiser l'éducation restent des solutions économétriques qui occultent le véritable objectif qui découle de l'approche de Becker (1993). La démarche de Griliches qui est la notre jusqu'ici, si elle s'écarte de la fonction de gains de Mincer, elle reste classique. Son principal défaut, au sens de Willis et Rosen (1979) et Willis (1986),

⁸ Ces auteurs utilisent la procédure d'estimation proposée par Hausman et Taylor où les variables instrumentales sont le sexe, les variables indicatrices sectorielles exprimées en moyennes individuelles et en écarts aux moyennes individuelles, l'expérience et l'expérience au carré exprimées également en écarts aux moyennes individuelles.

est qu'elle ne permet pas de tenir compte directement des restrictions imposées par la règle de sélection au niveau des données observées.

On peut donc suivre les recommandations de Becker (1993) et emprunter la voie de Willis et Rosen (1979) pour traiter dans le cadre d'un modèle structurel de l'effet de sélection. Pour des investigations allant dans ce sens et concernant le cas français, on renvoie le lecteur à une première tentative réalisée par Hanchane et Moullet (1997).

Si la théorie du capital humain est le modèle dominant en économie de l'éducation, des alternatives théoriques existent cependant. Deux approches qu'y s'éloignent de celle en terme de capital humain vont être exposées et empiriquement testées.

2 Alternatives théoriques à la théorie du capital humain

Cette seconde partie de notre travail va au-delà de la théorie du capital humain : on y propose des spécifications de la fonctions de gains qui dérivent de deux approches théoriques alternatives : la première relève de la théorie du filtre (Arrow, 1973), la seconde repose sur un modèle d'allocation sur la marché du travail où le capital humain est hétérogène. Les fonctions de gains issues de ces alternatives sont l'une et l'autre testées contre la fonction de gains de Mincer.

2.1 Une spécification de la fonction de gains dérivée de la théorie du filtre

Par rapport à la théorie du capital humain qui retient l'hypothèse de concurrence pure et parfaite, la théorie du filtre (Arrow, 1973) abandonne l'hypothèse d'information parfaite sur le marché du travail. Cette condition de transparence n'est plus supposée spontanément remplie. Les employeurs embauchent des individus dont les productivités potentielles sont inconnues, une information à leur disposition, même si elle est imparfaite, sur leur facultés productives est alors fournie par le diplôme acquis ou l'éducation reçue. Le système éducatif constitue avant tout un filtre : il conduit à classer les individus plutôt qu'à leur donner des savoirs productifs. L'école a pour rôle principal de révéler des facultés productives individuelles qui existaient déjà plutôt que de les développer.

Considérer que le diplôme ou le niveau d'éducation mesuré par la durée des études permet de résoudre un problème de décision d'embauche quand l'information est asymétrique entre employeur et candidats à l'embauche ne remet pas en cause les fondements de la théorie du capital humain. La sélection faite par l'employeur incite l'individu

à produire un signal qui maximise la probabilité d'être sélectionné, et cette incitation au signal résulte justement du taux de rendement privé de l'investissement dans l'éducation.

Si on admet avec les théoriciens du filtre que l'éducation a une fonction d'information des employeurs et de « tri » à l'entrée du marché du travail, ce n'est donc plus la scolarité qui détermine les gains individuels mais la position qu'occupe l'individu dans la distribution des durées d'études pour la génération à laquelle il appartient. Cet indicateur est celui qu'utilisent Jarousse et Mingat (1986) et Krock et Sjoblom (1994). Ces derniers définissent la variable de position d'un individu à partir de la distribution des durées de scolarité de sa cohorte : elle correspond à la fréquence cumulée des durées d'études inférieures ou égales à celle qu'il a atteint et varie donc entre 0 et 1. La position de l'individu dans sa génération est définie par Jarousse et Mingat (1986) comme la différence entre sa durée de scolarité et la durée moyenne de sa génération, rapportée à l'écart-type de la distribution de ces durées. À partir de la position relative, il est possible de calculer pour chaque individu un « équivalent durée des études » pour que la position relative qu'il aurait occupé s'il avait appartenu à la génération choisie comme référence soit la même que celle qu'il occupe effectivement dans sa génération.

Dans ce cadre, la fonction de gains s'écrit :

$$\ln Y = \beta_0 + \beta_1 Rang + V\beta_2 + u \quad (33)$$

où $rang = \left(\frac{S - \bar{S}_j}{\sigma_j} \right) \sigma_0 + \bar{S}_0$ avec $\bar{S}_j$ et σ_j respectivement la durée de scolarité moyenne et l'écart-type de la génération j considérée, et $\bar{S}_0$ et σ_0 les mêmes indicateurs pour la génération de référence. V regroupe les autres déterminants du salaire tels que le sexe, la taille de l'entreprise, la région d'habitation, l'expérience, l'ancienneté dans le dernier emploi et le carré de ces deux variables.

Le comportement des individus renvoie toujours à un comportement optimal d'investissement. Si les employeurs préfèrent embaucher des individus « éduqués », les étudiants prennent en compte ce critère d'embauche dans la détermination de leur durée de scolarité. Dans un contexte d'accentuation de la poursuite des études, le développement de l'éducation peut ne pas avoir d'impact sur les écarts de salaires de la population considérée. Il ne ferait qu'accentuer les critères de sélection pour les déplacer vers le haut et les écarts relatifs de salaires resteraient inchangés⁹.

La variable de choix individuel est le niveau d'éducation relatif : chacun détermine le niveau d'éducation optimal compte tenu du niveau atteint par ceux avec lesquels il est en concurrence directe sur le marché du travail : les membres de sa génération. On a les mêmes

⁹ Blaug (1994) donne des arguments allant dans ce sens.

raisons de considérer la variable de rang endogène que pour la durée de scolarité (le processus de maximisation individuelle des gains sur le cycle de vie reste le même). Le signal relève d'un choix individuel soumis à un ensemble de contraintes propres à l'individu et à son environnement familial. Les méthodes d'endogénéisation appliquées à la variable *S* sont donc appliquées à la variable *rang* sur donnée en coupe à partir de FQP 1993 et sur données de panel (Enquêtes Emploi 1995, 96 et 97).

2.1.1 Biais d'endogénéité de la variable de rang

Comme pour la variable de durée des études, les résultats d'estimation des fonctions de gains sur données en coupe (Annexe 4) montrent que la méthode des MCO sous-estime l'influence du rang sur le salaire. Le coefficient estimé passe en effet de 8,51% à 11,53%. La prise en compte de l'endogénéité réévalue davantage l'impact du rang sur les gains que celui de la durée de scolarité (son coefficient estimé passant de 7,36% à 8,45%).

Les pouvoirs explicatifs entre les deux spécifications sont comparables. La variable de rang a pourtant une influence sur les revenus du travail supérieure à celle de la durée des études : une année d'études supplémentaire accroît les gains de 7,36% contre 8,51% pour la variable de rang. Les modèles tiennent compte de l'expérience sur le marché du travail et de l'ancienneté dans le dernier emploi : le rôle de ces variables sur les gains est plus faible dans la spécification « filtre d'aptitude » que dans la spécification capital humain. En effet, le premier incorpore, par la normalisation de la variable *S*, un effet de génération, que le modèle standard appelle expérience. Les coefficients de l'expérience et de l'ancienneté sont significativement plus faibles dans la formulation « filtre d'aptitude » (l'impact est globalement de 20% plus faible). Jarousse et Mingat (1986) arrivent au même constat : les salaires élevés des individus « âgés » sont totalement expliqués par leur plus grande expérience dans la théorie du capital humain, dans la théorie de sélection, ces salaires supérieurs sont en partie dus à leur expérience mais aussi au fait « qu'appartenant à une génération dans laquelle la scolarité étaient moins développée qu'aujourd'hui, leur diplôme les place plus haut dans la hiérarchie scolaire ».

Entre la fonction de gains de capital humain et la spécification avec « filtre d'aptitude », ce n'est plus la même variable qui contient l'effet de génération. Dans cette seconde spécification, il est contenu dans la variable de rang : son coefficient estimé (8,51%) est supérieur à celui de la scolarité (7,36%) du montant de la réduction du coefficient de l'expérience globale (l'impact de l'expérience sur le salaire passe de 5,4% à 4,4%). Lorsqu'on endogénéise de la même façon la durée de scolarité et le rang, l'écart entre leur coefficient estimé s'agrandit : les taux de rendement sont respectivement 8,45% et 11,53% (cf Annexe 4). En d'autres termes, la corrélation entre la variable de rang et le

résidu de la fonction de gains est supérieure en valeur absolue à la corrélation entre ce résidu et la variable de durée des études. L'argument selon lequel le rôle de l'expérience est surestimé dans le modèle de Mincer ne tient plus : l'impact de l'expérience comme celui de l'ancienneté reste identique entre les deux spécifications quand on tient compte de l'endogénéité.

Ces résultats sont confirmés sur données longitudinales (voir Annexe 5), : que la variable explicative soit la durée de scolarité endogénéisée ou le rang endogénéisé, l'influence sur les gains de l'expérience et de l'ancienneté est la même (les coefficients estimés sont de plus de 3% pour les deux variables quelque soit le sexe). Pour les hommes comme pour les femmes, endogénéiser le rang en décomposant son effet sur le salaire conduit à augmenter très largement son coefficient estimé, le taux de rendement dépassant 16%. Alors que l'estimation par OLS montre un effet de sélection plus grand pour les hommes (9,9% contre 6,6% pour les femmes- annexe 5), les résultats obtenus par variables instrumentales ne permettent pas de conclure à une différenciation de cet effet par sexe. La mesure des réévaluations de l'effet du rang sur le salaire, une fois endogénéisé, est de l'ordre de 6 à 7% chez les hommes. Cette réévaluation est très instable sur l'échantillon féminin : elle passe de 5 à 18% selon les instruments utilisés (tableau 2 de l'annexe 5). Comme pour la durée des études, la sous-estimation par OLS du coefficient de la variable rang s'aggrave lorsqu'on passe de données en coupe à des données de panel. Sur ce dernier type de données, rang et durée de scolarité ont le même effet sur le salaire quand on corrige les estimations du biais d'endogénéité.

2.1.2 Capital humain ou filtre d'aptitude : comment départager les deux spécifications ?

Selon Jarousse et Mingat (1986), le seul travail français à notre connaissance qui s'intéresse à l'hypothèse de filtre comme alternative théorique au modèle de capital humain, il est difficile de départager clairement les deux hypothèses théoriques à partir des estimations économétriques. Leur test est basé sur la comparaison du pouvoir explicatif des deux modèles et des valeurs des coefficients estimés des variables de durée de scolarité et de rang. Cependant, l'argument selon lequel le coefficient de variable de rang est supérieur à celui de la durée des études n'est pas convaincant car il peut être utilisé au profit de l'une et l'autre des deux théories. En effet, pour les théoriciens du filtre d'aptitudes, le modèle correct est celui qui ne contient pas la variable d'expérience car cette variable, si elle est introduite, récupère l'effet de génération. Comme le soulignent Jarousse et Mingat (1986), l'argument inverse permet de défendre la théorie du capital humain : le modèle sans expérience et avec la variable de rang a une supériorité artificielle par rapport au modèle de scolarité car il incorpore sous le nom d'effet de génération ce qui n'est en fait que de l'expérience

professionnelle. Sa supériorité tiendrait alors au fait qu'il contient de l'information sur la durée de scolarité et sur l'expérience, le modèle de capital humain ne contenant que l'information sur la durée des études.

2.1.3 Critère de choix fondé sur un test de modèles non-emboîtés

Les résultats empiriques obtenus jusqu'ici ne permettent pas d'établir de critère de choix entre les deux spécifications de la fonction de gains : les pouvoirs explicatifs des modèles sont très proches et les différences entre les coefficients des variables d'intérêt (durée de scolarité et rang) – quand elles existent – s'expliquent par l'intégration de l'effet de génération.

Ces estimations des deux modélisations ne permettant pas de définir celle qui traduit le mieux la réalité, on a recours à un test économétrique adapté :

on teste les deux spécifications de la fonction de gains suivantes :

$$H_0 : \ln Y = X\beta + u_1 \quad \text{où} \quad X = [S, W] \quad (34)$$

$$H_1 : \ln Y = Z\gamma + u_2 \quad \text{où} \quad Z = [R, W] \quad (35)$$

H_0 correspond à la spécification « capital humain », l'éducation y est mesurée par la durée de scolarité et (35) à l'hypothèse du filtre. Les modèles sont non emboîtés mais présentent des variables explicatives communes.

Pour confronter (34) et (35), la procédure à suivre est celle du test en J proposé par Davidson et MacKinnon (1981, 1993). Ce test constitue un critère de choix adapté entre les deux modèles.

On construit pour cela la régression artificielle ci-dessous, de sorte que H_0 et H_1 soient des modèles qui lui sont emboîtés :

$$\ln Y = \bar{X}\bar{\beta} + \bar{Z}\bar{\gamma} + \delta W + u \quad (36)$$

où sont les variables de X qui n'appartiennent pas à Z et correspond à la variable de rang, autrement dit, la variable de Z qui n'appartient pas à X .

L'équation devient alors :

$$\ln Y = S\bar{\beta} + R\bar{\gamma} + \delta W + u \quad (37)$$

Un test de Fisher appliqué au modèle (36) devrait permettre de tester les hypothèses H_1 et H_0 en utilisant respectivement les contraintes $\bar{\gamma} = 0$ et $\bar{\beta} = 0$. Deux problèmes pourtant nous empêchent d'utiliser ce test : le premier est que le coefficient δ reste un « mixte » de β et γ et le test de Fisher n'établit pas laquelle de ces deux composantes est nulle. En conséquence, il ne permet pas de choisir entre H_1 et H_0 . Le second obstacle à l'usage du test de Fisher relève du grand nombre de régresseurs de l'équation (36) qui pose la question de leur colinéarité.

Le test en J permet d'éviter ces problèmes pratiques en réécrivant la régression artificielle ci-dessus de la façon suivante :

$$\ln Y = (1 - \alpha)X\beta + \alpha(Z\gamma) + u \quad (38)$$

Si $\alpha = 0$, on retrouve H_0 et on retrouve H_1 si $\alpha = 1$. Cependant, α ne peut être estimé à partir de cette régression, α , β et γ ne sont pas séparément identifiables. Pour tester H_0 , la solution est alors de remplacer γ par une estimation consistante sous H_1 : on remplace donc γ par $\hat{\gamma}$, son estimation par OLS.

Le modèle artificiel devient :

$$\ln Y = X\beta^* + \alpha\hat{Z} + u \quad (39)$$

où $\hat{Z} = \hat{\gamma}Z$ et $\beta^* = (1 - \alpha)\beta$

On peut alors tester H_0 en testant l'hypothèse $\alpha = 0$. Le rapport de Student est la statistique de test. Un des modèles est rejeté au profit de l'autre si l'on arrive à la même conclusion lorsqu'on réalise de nouveau le test en inversant les rôles de H_0 et H_1 .

La présence d'hétéroscédasticité dans le modèle (39) ($Z - \hat{Z}$ figure dans le terme résiduel) si elle laisse les estimations convergentes, elle les rend non efficaces. Cela nous amène, pour faire des inférences correctes à partir de l'estimateur OLS, à utiliser une matrice de variances covariances robuste contre l'hétéroscédasticité établie par White (1980).

Appliqué à l'échantillon issu de l'enquête FQP 93 à celui issu de l'Enquête Emploi 1997¹⁰, le test J donne les résultats suivants :

		FQP 1993	Enquête Emploi 1997
Tests J		t de student corrigés de l'hétéroscédasticité	t de student corrigés de l'hétéroscédasticité
Durée de scolarité	(34) contre (35)	$t_\alpha = 0.772$	$t_\alpha = -1.115$
et rang	(35) contre (34)	$t_\alpha = 7.017$	$t_\alpha = 16.861$
	N	6919	41 887

À l'aide du test en J , la spécification « capital humain » est rejetée au profit de la spécification « filtre d'aptitude ». Mais nos précédents résultats nous interdisent cette conclusion hâtive : la variable distinctive entre les deux modèles s'avère être plus informative dans la spécification filtre, puisqu'elle rajoute à l'influence de la durée de études l'effet de génération¹¹. Pour s'en convaincre, dans la spécification de capital humain (34), on introduit des variables dichotomiques identifiant

¹⁰ voir Annexe 2 pour plus de détails sur ces données

¹¹ Le modèle de filtre peut s'écrire comme un modèle de capital humain qui contient une variable individuelle constante spécifique à chaque génération, $\left(\frac{\hat{s}_i}{\sigma_j}\right)$ l'inverse du coefficient de

l'appartenance à une génération. Pour les deux échantillons de travail considérés, il devient alors impossible de départager les deux hypothèses théoriques.

		FQP 1993	Enquête Emploi 1997
Tests J		t de student corrigés de l'hétéroscédasticité	t de student corrigés de l'hétéroscédasticité
Durée de scolarité et dichotomiques de génération	(34) contre (35)	$t_\alpha = -4.62$	$t_\alpha = -5.866$
rang	(35) contre (34)	$t_\alpha = 11.486$	$t_\alpha = 19.13$

Une autre possibilité pour contrôler l'effet de génération est de définir autant d'échantillons de travail que de génération. Dans ce cas cependant, les deux spécifications de la fonction de gains deviennent identiques. En effet, l'équation (34) pour une génération donnée se réécrit :

$$\begin{aligned}\ln Y &= \beta_0 + \beta_1 \left(\frac{S - \bar{S}}{\sigma} \right) + \beta_2 W + u \\ &= \left(\frac{\beta_0 \sigma}{\bar{S}} - \beta_1 \right) \frac{\bar{S}}{\sigma} + \frac{\beta_1}{\sigma} S + \beta_2 W + u \\ &= \beta_0^* + \beta_1^* S + \beta_2 W + u\end{aligned}$$

qui n'est autre qu'une fonction de gains de capital humain.

Pour contourner ces difficultés, on cherche à s'éloigner de la spécification (33) tout en continuant à échantillonner la population par génération. Une spécification « filtre d'aptitude » de la fonction de gains alors peut consister à expliquer le salaire par la variable de position relative dans la génération discrétisée¹² :

$$\ln Y = Z\gamma + u_2 \quad \text{où} \quad Z = [R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, W] \quad (35bis)$$

Les estimations sont réalisées à partir des données issues de l'Enquête Emploi 1997¹³. On retient trois sous-populations correspondant

variation (plus la génération est jeune, plus elle est homogène du point de la vue de la scolarité et plus le coefficient de variation de cette variable est faible) et où la durée de scolarité est rapportée à l'écart-type de cette variable pour chaque génération. L'équation (33) peut en effet se réécrire :

$$\ln Y = \left(\frac{\beta_0}{\bar{S}_0} + \beta_1 \right) \bar{S}_0 - \beta_1 \sigma_0 \frac{\bar{S}_j}{\sigma_j} + \beta_1 \frac{\sigma_0}{\sigma_j} S + \beta_2 W + u$$

¹² On crée 6 variables dichotomiques en fonction de la valeur de la variable de position : inférieure à zéro (la moyenne) de deux fois l'écart-type c'est-à-dire inférieure à -2, entre -2 et -1, entre -1 et 0, entre 0 et 1, entre 1 et 2 et supérieure à 2.

¹³ voir Annexe 2 pour plus de détails sur ces données

à trois générations (18-29 ans, 30-39 ans et 40-50ans). On trouve dans l'annexe 6 les estimations des fonctions de gains correspondantes.

Les résultats des tests figurent dans le tableau suivant, les t de student y sont corrigés de l'hétéroscédasticité :

Tests J	18-29 ans	30-39 ans	40-50 ans
(34) contre (35bis)	$t_\alpha = 14.75$	$t_\alpha = 19.03$	$t_\alpha = 14.21$
(35bis) contre (34)	$t_\alpha = 6.77$	$t_\alpha = 14.06$	$t_\alpha = 12.25$
N	85 978	15 714	175 195

De nouveau, pour les trois générations, le test J ne permet pas de conclure à la supériorité d'une spécification par rapport à l'autre.

Certains travaux empiriques récents, parmi lesquels Krock et Sjolom (1994) établissent une supériorité empirique de la théorie du capital humain sur la théorie de sélection sur données de panel. Ces auteurs estiment séparément des fonctions de gains sur plusieurs échantillons¹⁴. Chaque régression inclue le niveau d'éducation et la variable de position de l'individu dans la distribution des niveaux atteints par sa cohorte. L'introduction de ces deux mesures dans une même fonction de gains pose de problème de l'identification des effets séparés de deux variables fortement corrélées. La variable de capital humain a alors un effet positif et significatif sur les gains dans toutes les régressions. Le coefficient de la variable de position est significatif et négatif dans la moitié des cas, positif, significatif ou non, dans l'autre moitié des cas. Ces constats conduisent les auteurs à conclure que leurs résultats empiriques corroborent davantage la théorie du capital humain que celle de sélection.

Nos travaux montrent que la distinction, sur la base de modèles économétriques très proches, entre les approches capital humain et filtre est mal établie. Nos résultats ne sauraient donc assurer la supériorité de l'une des théories sur l'autre. On montre en effet que la supériorité de la spécification filtre ne tiendrait que par sa façon de prendre en compte l'effet de génération, et la faiblesse de la spécification capital humain au caractère absorbant de la variable expérience. En effet, lorsqu'on intègre une variable captant cet effet dans la fonction de gains de capital humain, le choix entre les deux spécifications alternatives n'est plus évident.

Aucune vérification empirique ne semble pouvoir trancher entre des explications du type capital humain et filtre à partir de données relatives au marché du travail. En effet, les résultats empiriques du modèle de capital humain sont compatibles avec l'hypothèse théorique du filtre. La question n'est pas de savoir si les études rendent compte

¹⁴ Ces échantillons sont extraits des panels américains et définis en croisant les variables sexe et couleur de peau.

des rémunérations mais pourquoi elles en rendent compte. On n'a pas répondu à la question de savoir si l'école produit ou identifie les qualités valorisées par les employeurs.

Nos résultats montrent toutefois que dans un contexte de poursuite des études, lorsqu'on considère l'échantillon constitué des 18-29 ans, la spécification « filtre d'aptitude » ne l'emporte pas sur la spécification « capital humain ». Même si le système éducatif joue un rôle de filtre d'aptitudes des individus dans une logique d'allongement de la durée de scolarité, cela n'affaiblit pas la valeur de l'acquisition de connaissances sur le marché du travail français. On se range alors avec Blaug (1994) du côté de l'idée d'une complémentarité des deux théories. La théorie du capital humain traite l'investissement en éducation en faisant l'hypothèse que la relation *Education-Salaire* n'est pas fausse. Dans ce sens, elle est cohérente avec la théorie de sélection qui considère que l'école identifie les qualités appréciées sur le marché du travail.

2.2 Le modèle hédonique : au-delà de la théorie du capital humain

La fonction de gains dérivée de la théorie du capital humain utilisée jusqu'ici pour évaluer les rendements de l'éducation ne tient compte que des caractéristiques individuelles et de scolarité.

En privilégiant le rôle du capital humain dans la détermination des revenus du travail, elle néglige les variables susceptibles de structurer la demande de travail : elle occulte le rôle des caractéristiques de l'emploi occupé. La fonction de gains suppose que les salaires des travailleurs sont exclusivement reliés à leurs caractéristiques. On raisonne alors en terme d'unités efficaces de capital humain : les individus dont le niveau d'éducation est le plus élevé dispose de davantage d'unités efficaces et donc de salaires plus importants. Il n'y a aucune raison d'affecter les individus particuliers à des emplois spécifiques. La distribution des gains est reliée à celle des caractéristiques individuelles par l'intermédiaire de la distribution des unités efficaces. Cette homogénéisation du capital humain rend inutile l'introduction de la variable emploi dans la fonction de gains¹⁵.

L'approche adoptée ici et testée contre la spécification « capital humain » rétablit le déséquilibre entre « traits d'offre » et « traits de demande ». Les travailleurs hétérogènes sont affectés à des emplois qui fournissent des opportunités différentes pour l'utilisation des caractéristiques productives individuelles. Les caractéristiques des individus peuvent être plus ou moins recherchées et plus ou moins efficaces

¹⁵ À l'opposé de cette approche, on trouve celle de Thurow (1975) pour qui les gains dépendent exclusivement de l'emploi.

selon les emplois. La distribution des salaires résulte alors de l'affectation de ces individus hétérogènes à des emplois hétérogènes. Cette approche alternative est utilisée pour spécifier une fonction de gains qui combine dans ses variables explicatives, caractéristiques de l'emploi et de l'individu. Cette spécification est dérivée d'un modèle d'allocation sur la marché du travail qui attire l'attention sur les questions d'appariement entre travailleurs et employeurs. La spécification « capital humain » apparaît alors comme un cas spécial (Willis, 1986) ou comme une simplification extrême de ce modèle hédonique de salaires.

L'encadré 4 présente le modèle de court terme d'allocation sur le marché du travail. Sur cette base, on définit différentes spécifications de la fonctions de gains qui intègrent l'approche conjointe Education-Emploi-Salaire.

2.2.1 L'analyse empirique : éducation contre caractéristiques de l'emploi dans la détermination du salaire

Les estimations portent sur plusieurs formes réduites du modèle hédonique de gains suivant les caractéristiques des emplois retenues. Les différentes spécifications sont testées contre la fonction de gains standard dérivée de la théorie du capital humain.

L'échantillon utilisé est constitué des salariés du secteurs privé¹⁶ issus de l'Enquête-Emploi 1997, répartis en 3 sous-populations pour contrôler les effets de générations (18-29 ans, 30-39 ans et 40-50 ans) : la définition de l'adéquation entre diplôme et exigences de l'emploi varie dans le temps, de plus, les acquis en capital humain via l'expérience et la formation continue entrent dans cette définition. En effet, il s'agit d'éviter que la mesure du déclassement ou sur-classement repose exclusivement sur la confrontation entre les exigences de l'emploi et la formation initiale d'un individu.

2.2.2 Les variables dichotomiques d'allocation : résultats de tests de modèles emboîtés

Les salariés sont classés selon leur plus haut diplôme obtenu ($k = 1, \dots, 8$). Les emplois sont quant à eux classés selon la catégorie sociale à laquelle ils correspondent. La dispersion par diplôme des individus entre les différents types d'emploi permet l'estimation d'une fonction de gains tenant compte des appariements salariés-emplois. Pour chaque combinaison entre diplôme et profession (ou catégorie sociale), on définit une variable dichotomique, introduite ensuite dans la fonction de gains. L'estimation de ces équations de salaire pour chaque génération se trouve dans l'Annexe 7. Un test de cette approche consiste pour chaque ligne des tableaux 1 à 3 à confronter la fonction de gains

¹⁶ Sont exclus tous les salariés occupant un emploi relevant d'un emploi aidé ainsi que les apprentis.

Encadré 4 : L'approche formelle : le modèle d'allocation sur le marché du travail

Supposons que les travailleurs diffèrent par leurs caractéristiques individuelles qui déterminent leur capacité productive. Les différents emplois sont caractérisés par le niveau de complexité ou de difficulté des activités qui les composent. On peut aussi parler du niveau de capacité requis par l'emploi. On expose le processus d'allocation des différents individus aux différents emplois en classant les premiers selon leur niveau d'éducation k ($k = 1 \dots K$), proxy des capacités productives, et les seconds selon le niveau de complexité de l'emploi j ($j = 1, \dots, J$). Nous raisonnons dans le court terme – caractéristiques de l'individu et de l'emploi sont fixes – et sur un marché du travail en situation de concurrence parfaite. Les travailleurs sont à la recherche du « meilleur » emploi et les entreprises du « meilleur » travailleur. C'est la flexibilité des salaires qui permet de résoudre le problème d'allocation.

La structure des salaires peut alors être décrite à l'aide d'une fonction de gains hédonique reliant salaires et caractéristiques des travailleurs et des emplois. Cette spécification est dérivée des modèles de Tinbergen (1956), Hartog (1981),...

Les salaires, instrument du processus d'allocation, dépendent du niveau d'éducation k et du niveau d'emploi j :

$$w = w(k, j) \quad (39)$$

En situation de concurrence pure et parfaite, l'entreprise, pour un emploi de type j , cherche à maximiser son profit en embauchant le

travailleur k de sorte que la valeur du produit marginal V réalisé par k égale son coût salarial marginal :

$$pm_{kj}(n_{kj}) = w_{kj} \quad (40)$$

$$\text{où} \quad pm_{kj}(n_{kj}) = \frac{\partial V(k, j, n_{kj})}{\partial k}$$

$$\text{et} \quad w_{kj} = \frac{\partial w(k, j)}{\partial k}$$

On suppose que $\frac{\partial V}{\partial k} > 0$: la valeur de l'output croît avec la capacité productive.

La variable de contrôle de l'optimisation est la capacité k : pour l'emploi j , parmi des travailleurs de différents types susceptibles d'être embauchés, l'individu de type k est sélectionné de sorte que le coût salarial marginal par travailleur égale la valeur du produit marginal par travailleur. Cette dernière dépend, outre la capacité productive de l'individu, du nombre de travailleurs de l'emploi j . Ainsi, embaucher un travailleur dont les capacités sont justes celles exigées par l'emploi ($k = j$) peut s'avérer non optimal en fonction du coût salarial marginal.

Les individus de type k ont des préférences entre les emplois et sélectionnent celui qui leur procure la plus grande utilité, arbitrant entre complexité de l'emploi et salaire. La fonction d'utilité individuelle s'écrit :

$$U = U(w, k, j) \quad (41)$$

avec $\frac{\partial U}{\partial j} < 0$ et $\frac{\partial^2 U}{\partial j \partial k} > 0$. Pour tout niveau d'éducation, la complexité de l'emploi réduit

l'utilité et cette désutilité, croissante avec j , est d'autant plus faible que k est grand : l'emploi de type j exige d'autant moins d'effort que le travailleur a un niveau d'éducation élevé. Le choix optimal résulte d'un arbitrage entre le salaire et l'effort à fournir en emploi.

Pour déterminer le

Le TMS entre niveau d'emploi et rémunération (équation 42) traduit les différentiels de salaire compensatoires pour un individu de type k en fonction de différents niveaux j . Si des individus de même niveau d'éducation k occupent des emplois différents types j , alors les différences de salaires doivent compenser les différences d'effort. Réciproquement, si les travailleurs observés dans des emplois exigeant les mêmes compétences ont des niveaux d'éducation différents, les différentiels de salaires reflètent les écarts de valeur entre outputs associés aux niveaux de capacités productives k .

Caractérisons la solution du problème d'allocation.

Soit n_k^s le nombre d'individu de type k , $k = 1, \dots, K$. L'allocation est représentée par la matrice $N = (n_{kj})$ où la distribution de chaque n_k^s entre les ligne de N est telle que les différences de valeur de produit marginal $pm_{kj} - pm_{kl}$, $l = 1, \dots, J$, correspondent aux différentiels compensatoires. Cette matrice d'équilibre implique une matrice de salaires d'équilibre W : sur chaque ligne, les différences entre les valeurs de colonnes correspond aux différentiels de salaire compensatoires et pour chaque colonne, les différences par lignes traduisent les différences de produits marginaux des différents emplois.

Plus formellement, les matrices N et W dont les lignes correspondent aux niveaux d'éducation et les colonnes aux niveaux d'emploi, sont solutions du système d'équations suivant :

– l'offre de travail pour chaque niveau d'éducation k égalise la demande :

$$\sum_{j=1}^J n_{kj} = n_k^s \quad k = 1, \dots, K \quad (43)$$

– les taux de salaire égalisent les productivités marginales :

$$w_{kj} = pm_{kj}(n_{lj}, l = 1, \dots, L)$$

$$k = 1, \dots, K; j = 1, \dots, J \quad (44)$$

– par rapport à l'emploi de type 1 choisi comme référence, les travailleurs de mêmes niveau d'éducation k demandent un différentiel compensatoire pour occuper les emplois de type j :

$$w_{kj} = w_{k1} + c_{kj}(n_{kl}, l = 1, \dots, L)$$

$$k = 1, \dots, K; j = 1, \dots, J \quad (45)$$

L'équation (45) est une formulation alternative à (42).

Graphiquement, la fonctions de gains est la droite qui relie les différents points de tangence entre les courbes d'indifférences des travailleurs et les courbes d'iso-profit des employeurs.

contre une fonction où l'on contraint les coefficients des variables de CS (catégorie sociale) à être égaux. Un test de Fischer permet, dans la majorité des cas, de rejeter l'hypothèse selon laquelle le niveau de l'emploi ne conduit pas à des gains différents : pour chaque niveau d'éducation, les gains ne sont pas identiques pour les différents niveaux d'emploi. Après avoir conclu que les niveaux d'emploi ne peuvent être ignorer, on peut de façon symétrique tester si ces variables seules sont suffisantes pour expliquer les différentiels de salaire. Pour chaque colonne, la fonction de gains par CS est testée contre une équation où les coefficients des variables de diplôme sont égaux. La statistique de Fischer, de nouveau, montre que dans la plupart du temps, éliminer des variables explicatives le plus haut diplôme obtenu accroît de façon significative la somme des carrés des résidus de la régression.

Les coefficients estimés des variables dichotomiques sont significatifs et les gains ont tendance à augmenter avec le niveau de diplôme et le niveau d'emploi, à quelques exceptions près, et ceci de façon plus évidente pour les générations plus anciennes.

Pour les autres variables explicatives du modèle, notons qu'être un homme accroît le salaire d'autant plus que la génération est an-

cienne : les hommes ont un salaire supérieur à celui des femmes de 7,8% chez les 18-29 ans, et de plus de 15% chez les 40-50ans. De la même façon, les effets de l'ancienneté et de l'expérience se différencient fortement entre les générations extrêmes : une année d'ancienneté supplémentaire correspond à un gain salarial de 14,5% chez les 18-29 ans. L'effet positif de l'ancienneté dans l'entreprise, logiquement élevé chez les jeunes, diminue de moitié pour la génération des 30-39 ans pour atteindre 3% chez les 40-50 ans (tableaux 1 et 3 de l'annexe 7). Si l'expérience a une influence positive sur les gains des plus jeunes (3%), elle n'explique pas de façon significative les différentiels observés de gains de la génération la plus ancienne. Les salaires augmentent aussi avec la taille de l'entreprise pour les 18-39 ans seulement lorsque cette dernière dépasse l'effectif de 100 salariés. Pour les 41-50 ans, l'effet de la taille est notable quelque soit la modalité de cette variable. Enfin, l'impact de la région d'habitation est semblable à tous les âges : habiter Paris ou sa région implique un gain additionnel de 10 à 12% selon l'âge.

Ces premiers tests d'un modèle hédonique nous permettent de conclure pour les trois générations que le niveau de diplôme et celui de l'emploi occupé déterminent conjointement les gains individuels. Les différentiels de gains résultent de l'allocation sur le marché du travail des différents salariés aux différents emplois plutôt que des seules caractéristiques individuelles : on préfère la spécification de la fonctions de gains dérivée de l'approche hédonique à celle dérivée de l'approche en terme de capital humain. C'est aussi la conclusion à laquelle Hartog (1986a, 1986b) arrive en suivant la même démarche.

2.2.3 Sur-diplômé, sous-diplômé et niveau de scolarité exigé par l'emploi

La seconde forme réduite du modèle d'allocation passe par la construction d'une table de déclassement qui permet de calculer les écarts entre les niveaux d'éducation qu'exige un emploi et le niveau d'éducation que l'individu possède. Elle traduit les comportements de demande de travail des employeurs et d'offre de travail. L'utilisation de cette information permet de proposer une fonction de gains alternative à celle de Mincer.

Le problème de la définition et de la mesure du déclassement est de trouver les diplômes qui correspondent habituellement à une profession donnée et réciproquement la ou les professions qui sont traditionnellement associées à des niveaux d'éducation données. Ces correspondances varient dans le temps et sont influencées par le poids de l'expérience sur le marché du travail comme par celui de l'ancienneté dans le dernier emploi. Pour les trois générations étudiées, on retient alors une approche statistique de la norme fondée sur le croisement entre diplôme détaillé et CS.

La démarche a consisté à construire une table de correspondance pour chaque sous-population reposant sur un critère statistique : elle tient compte à la fois de l'importance relative des CS à chaque niveau de diplôme et des parts relatives des différents diplômes dans chaque CS (on renvoie le lecteur à Forgeot et Gauthier (1997) pour la construction de cette table). Les individus qui se situent dans une profession de niveau supérieur à la norme pour leur diplôme sont considérés comme « sous-diplômés ». À l'inverse, les salariés occupant une profession de niveau inférieur à la norme par rapport à leur niveau de formation initiale sont dits « sur-diplômés ».

La première possibilité est de définir trois variables dichotomiques traduisant la situation de l'individu sur le marché du travail par rapport à la norme (sur-diplômé, sous-diplômé, adéquation entre diplôme et CS). La spécification (46) (Annexe 8) correspond à une fonction de gains contenant ces variables à côté de la durée de scolarité. Un test de Fisher montre que la fonction de gains de Mincer (34) est rejetée au profit de (46) % (les résultats des tests figurent au bas du tableau de l'annexe 8).

Une seconde solution consiste à définir la qualité des emplois selon le niveau éducatif qu'ils exigent et de classer les individus selon le même critère. On construit, pour cela, la variable durée d'éducation requise (S_{requis}) pour chaque niveau d'emploi : elle est moyenne des durées de scolarité observées (S) des individus « dans la norme ».

La fonction de gains devient alors :

$$\ln Y = \beta_0 + \beta_1 S_{requis} + \beta_2 S^{sur} + \beta_3 S^{sous} + W y + u \quad (47)$$

$$\text{où} \quad \begin{aligned} S^{sur} &= \begin{cases} S - S_{requis} & \text{si } S > S_{requis} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ S^{sous} &= \begin{cases} S_{requis} - S & \text{si } S < S_{requis} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned}$$

La fonction de gains de Mincer (34) et l'équation (47) constituent des modèles emboîtés. Il est alors possible d'utiliser un test de Fischer pour les départager : en imposant $\beta_1 = \beta_2 = -\beta_3$ dans (47), on retrouve la fonction de gains de Mincer (34). Pour les 3 générations, le modèle contraint est rejeté au seuil de 0,1% (cf. annexe 8). Le pouvoir explicatif de la spécification (47) est très supérieur à celui de (34) pour les 3 populations. Les rendements de la scolarité dépendent de la situation d'emploi dans laquelle les individus se trouvent. On rejette, comme le font Hartog et Oosterbeek (1988) la fonction de gains de Mincer en faveur de la spécification alternative, contenant de l'information sur les écarts entre les niveaux d'éducation qu'exige un emploi et le niveau d'éducation de celui qui l'occupe.

La spécification (47) par rapport aux spécifications précédentes, permet d'en dire plus sur les effets salariaux des déclassements. Pour

les 18-29 ans, une année de scolarité de plus, au-delà de la durée requise par l'emploi, génère un gain additionnel de 3% alors que la perte marginale d'une année de moins que la durée exigée est de 5,7%. Pour les générations plus anciennes, la perte marginale d'une année d'études de moins que la durée requise se réduit et vaut 4,5%, en même temps que le gain marginal pour une année de plus devient relativement plus faible (près de 2%). Les plus jeunes subissent alors un désavantage salarial du déclassement plus grand que l'avantage salarial du sur-classement. Ce résultat renforce la logique d'allongement de la durée des études.

Deux formes réduites du modèle d'allocation (le modèle contenant les variables dichotomiques diplôme x CS, et les équations de salaires 46 ou 47) ont été testées contre la spécification mincerienne de la fonction de gains. Dans les deux cas, les résultats empiriques corroborent l'approche hédonique de la distribution des salaires. La fonction de gains standard peut alors être considérée comme une simplification d'un modèle hédonique de salaires.

Il faut noter que la modélisation de type hédonique pose la question de la pauvreté des données utilisées pour caractériser l'emploi. Notre démarche consistant à mesurer les rendements de l'éducation selon les caractéristiques de l'emploi doit se poursuivre. Dans ce qui suit, on va tenter d'aller plus loin en suivant la suggestion d'Hartog (1993) pour étudier l'affectation selon les emplois, définis selon certaines caractéristiques, et les salaires. Pour cela, une spécification économétrique, où la règle de sélection repose sur *Probit ordonné*, peut suffire.

2.2.4 Modèle d'allocation des salariés aux différents types d'emplois basé sur un Probit ordonné mesure de l'avantage comparatif

La fonction de gains estimée jusqu'ici, quelle que soit la spécification retenue, est une forme réduite des équations (43), (44) et (45) du modèle d'allocation exposé dans l'Encadré 4. L'estimation d'un modèle hédonique structurel exige en effet des indications précises sur les caractéristiques des emplois que les enquêtes statistiques jusqu'à présent utilisées ne fournissent pas. L'estimation réalisée ici¹⁷ est fondée sur les appariements réalisés à un moment donné, indépendamment de leur qualité.

Pour mieux décrire encore les comportements des agents sur le marché du travail, il nous faut spécifier le niveau d'emploi choisi par le salarié et le niveau d'éducation choisi par l'employeur en fonction des salaires dans l'alternative choisie ainsi que dans les alternatives rejetées, comme dans les modèles d'auto-sélection. C'est un raisonnement en ces termes qui nous a conduit à définir la règle de sélection

¹⁷ est inspirée de Hartog (1993).

par les individus des niveaux d'emploi où la pente des gains en fonction de ces niveaux est une variable explicative centrale.

Pour un niveau d'études donné, un individu peut être plus productif dans un emploi plutôt que dans un autre. Puisque la productivité individuelle varie selon les emplois occupés, les individus se préoccupent du type d'emploi qu'ils obtiennent. Réciproquement, puisque la productivité est dépendante du type de travailleur employé, l'employeur s'intéresse au « type du salarié » qu'il embauche. Dans ces conditions, il existe des avantages comparatifs entre les individus. Le marché, s'il est efficace, assignera les salariés aux différents emplois en fonction de ces avantages. Il y a donc une interaction entre processus d'allocation et structure des gains. On ne peut pas s'attendre à ce que la fonction de gains soit une fonction linéaire de caractéristiques individuelles où les coefficients seraient égaux aux prix unitaires d'équilibre.

L'objet de cette partie est d'analyser le processus d'allocation du marché du travail en tenant compte des avantages comparatifs des individus.

Le modèle d'allocation sur le marché du travail donne à penser que les prix des caractéristiques des salariés ne peuvent pas être uniformes sur le marché du travail. Les appariements réalisés entre salariés et employeurs font apparaître différents segments de gains potentiels, la fonction de gains observée étant l'enveloppe de ces différents ensembles d'opportunités de gains.

Supposons que les opportunités de gains à partir des appariements réalisés, soient représentées par la fonction de gains suivante :

$$\ln Y_i = S_i(\delta_0 + \delta_1 j) + W_i \beta \quad (48)$$

Le logarithme du salaire individuel est expliqué par les variables S , les dichotomiques de diplômes, les variables d'interaction entre plus haut diplôme obtenu et niveau d'emploi j ainsi que par d'autres variables W classiquement incluses dans les fonctions de gains.

Cette spécification implique que l'effet marginal d'une augmentation du niveau d'emploi (on quitte un emploi de niveau j pour un emploi de niveau $j + 1$) dépend des variables S , proxy de la productivité individuelle :

$$\frac{\partial Y_i}{\partial j} = S_i \delta_1 = P_i \quad (49)$$

Pour chaque individu, il existe un effet marginal de l'augmentation du niveau de l'emploi constant : la fonction de gains est linéaire mais la valeur de la pente des gains est déterminée individuellement comme une fonction de S_i . Les gains potentiels augmentent avec j de façon différenciée selon les individus (classés par niveau de diplôme). P_i mesure l'amplitude de l'avantage comparatif : plus P_i est grand et plus les gains individuels seront importants pour les niveaux d'emploi les plus élevés.

Les estimations de l'équation de salaire (48) ci-dessus portent sur les données issues de l'Enquête Emploi 1997 réparties en 3 générations. Il s'agit de ne pas confondre l'impact sur le salaire des différentiels de diplômes pour des individus d'âge très différents.

L'analyse faite sur ces trois sous-populations permet de nouveau de mettre en évidence les effets différenciés des variables en fonction de l'âge. Les résultats des estimations des fonctions de gains se trouvent dans l'annexe 9. On retrouve les résultats mis en évidence précédemment.

Les estimations des fonctions de gains vont dans le sens de l'existence de l'avantage comparatif. En effet, les variables d'interaction entre diplôme et niveau d'emploi sont hautement significatives : les différentiels de gains entre type d'emploi varient entre individus. L'interprétation est plus aisée à partir des graphiques 1-3 qui illustrent les effets sur les gains du niveau d'emploi j pour les différents diplômes. Sur l'échelle des niveaux d'emploi, la hiérarchie des diplômes en terme de rendement salarial est bouleversé quand on passe de $j = 0$ à $j = 6$.

Les plus diplômés ne sont pas les mieux rémunérés pour les emplois de faibles niveaux. Ce constat est très marqué pour la génération des 40-50 ans. Les droites (graphique 3) se coupent pour des niveaux j compris entre 2 et 3. Etre un ouvrier, qualifié ou non, ou un employé non qualifié est clairement un désavantage pour les plus diplômés. Cet avantage absolu des moins diplômés est moins évident pour les autres générations.

Graphique 1 : Génération 18-29 ans

Graphique 2 : Génération 30-39 ans **Graphique 3 : Génération 40-50 ans**

2.2.5 Un modèle Probit ordonné pour l'allocation

La seconde étape de cette analyse empirique consiste à relier le choix du type d'emploi aux différentiels de salaires entre emplois. L'effet de l'avantage comparatif sur le processus d'allocation peut alors être testé en incluant P_i , dérivé de l'estimation de la fonction de gains, dans la fonction d'allocation ci-dessous :

$$E_i = Z_i\beta + \gamma P_i + u_i \quad (50)$$

où u_i , le terme d'erreurs, est distribué selon la loi normale d'espérance nulle et de variance unitaire, E_i est inobservé, on observe seulement j :

0 (ouvrier non qualifié)	si $E_i \leq \mu_0$
1 (ouvrier qualifié)	si $\mu_0 < E_i \leq \mu_1$
2 (employé non qualifié)	si $\mu_1 < E_i \leq \mu_2$
$j = 3$ (employé qualifié)	si $\mu_2 < E_i \leq \mu_3$
4 (technicien)	si $\mu_3 < E_i \leq \mu_4$
5 (profession intermédiaire)	si $\mu_4 < E_i \leq \mu_5$
6 (cadre sup., ingénieur)	si $\mu_5 < E_i$

Si l'allocation suit l'avantage comparatif alors $\hat{\gamma} > 0$. Pour éviter que la fonction d'allocation soit sujette à un problème d'identification si les mêmes variables appartiennent aux vecteurs Z et S , on affecte a priori les variables à l'un ou l'autre des vecteurs. S contient celles supposées être reliées directement à la productivité individuelle : le plus haut diplôme obtenu. Z renvoie aux variables reflétant l'état du marché du travail et son fonctionnement imparfait (variables d'origine familiale, taux de chômage, situation de déclassement ou sur-classement).

Pour que toutes les probabilités soient positives, il faut :

$$0 < \mu_1 < \mu_2 < \dots < \mu_5$$

La probabilité que l'individu i soit observé dans l'emploi j s'écrit :

$$\text{Prob}_{ij} = \text{Prob}(K_{ij} = 1) = \Phi(\mu_j - \beta'Z_i - \gamma P_i) - \Phi(\mu_{j-1} - \beta'Z_i - \gamma P_i)$$

où $K_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ se trouve dans } j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$ $i = 1, \dots, n$ et $j = 1, \dots, 6$ et où Φ est la fonction de répartition de la loi normale.

Les estimations de β , γ et μ sont obtenues par maximum de vraisemblance et la fonction de vraisemblance s'écrit :

$$L = \prod_{i=1}^n \prod_{j=0}^6 [\Phi(\mu_j - \beta'Z_i - \gamma P_i) - \Phi(\mu_{j-1} - \beta'Z_i - \gamma P_i)]^{K_{ij}}$$

L^* étant la fonction de log - vraisemblance :

$$L^* = \log L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^6 K_{ij} \log [\Phi(\mu_j - \beta' Z_i - \gamma P_i) - \Phi(\mu_{j-1} - \beta' Z_i - \gamma P_i)]$$

Pour simplifier l'écriture, on adopte les notations suivantes :

$$\begin{aligned} E_{i,j} &= \mu_j - \beta' Z_i - \gamma P_i \\ \phi_{i,j} &= \phi(\mu_j - \beta' Z_i - \gamma P_i) \end{aligned}$$

Notons également que $\partial \Phi(x)/\partial x = \phi(x)$ et $\partial \phi(x)/\partial x = -x\phi(x)$

Enfin, on définit la variable de Kronecker $\delta_{j,k}$ telle que : $\delta_{j,k} = \begin{cases} 1 & \text{si } j = k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

Les dérivées premières s'écrivent alors¹⁸ :

$$\frac{\partial L^*}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^6 K_{ij} \frac{\phi_{i,j-1} - \phi_{i,j}}{\Phi_{i,j} - \Phi_{i,j-1}} Z_i = 0$$

$$\frac{\partial L^*}{\partial \gamma} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^6 K_{ij} \frac{\phi_{i,j-1} - \phi_{i,j}}{\Phi_{i,j} - \Phi_{i,j-1}} P_i = 0$$

et
$$\frac{\partial L^*}{\partial \mu_k} = K_{ij} \frac{\delta_{jk}\phi_{i,j} - \delta_{j-1,k}\phi_{i,j-1}}{\Phi_{i,j} - \Phi_{i,j-1}} P_i = 0$$

L'annexe 10 contient les résultats des estimations.

Les variables d'origine familiale ont également un effet sur la distribution des niveaux d'emploi : la PCS du père a un rôle significatif sur cette distribution, son effet est régulièrement croissant lorsqu'on passe de la PCS artisan à celle de cadre pour les trois générations. Le statut du père n'a, quant à lui, aucun impact. L'allocation apparaît sensible à l'état du marché. Le taux de chômage dans la région d'habitation diminue la probabilité d'occuper des emplois de niveaux élevés : son importance conduit les travailleurs à se déqualifier. Ce constat est valable quelle que soit la génération considérée. Enfin, avoir un niveau d'éducation inférieur à celui requis par l'emploi occupé a l'effet positif attendu sur la distribution des niveaux d'emploi, être sur-diplômé joue logiquement le rôle contraire.

Pour les trois générations, P_i a un effet positif et très significatif sur la distribution des emplois. L'allocation observée peut s'interpréter comme l'affectation aux emplois de niveaux les plus élevés des individus dont l'effet marginal sur les gains de cette allocation est le plus

¹⁸ Pour plus de détails, on renvoie à Hanchane et Moullet (1997), notamment pour l'écriture des conditions du second ordre.

grand. Autrement dit, les travailleurs occupant les emplois de niveaux les plus élevés sont ceux pour qui cette affectation est la plus bénéfique. Ce résultat suggère clairement que l'allocation sur le marché du travail suit l'avantage comparatif.

3 Conclusions

Après des discussions sur le passage de la théorie du capital humain à l'équation de gains de Mincer et sur les données en coupe transversale et de panel, on présente les méthodes d'estimations de fonction de gains avec endogénéisation de la variable de durée de la scolarité. On suit Hausman et Taylor (1981) pour montrer qu'il est possible d'estimer un modèle à effet aléatoire avec une méthode à variables instrumentales quand l'effet aléatoire est corrélé avec certaines variables de la fonction de gains. On montre que le rendement de la scolarité est sous-évalué lorsqu'il est supposé exogène et ce biais s'aggrave sur données longitudinales. La seconde méthode de correction du biais d'endogénéité de l'éducation que l'on expose, décompose l'effet de la durée des études. Elle permet ainsi de mesurer l'ampleur des réévaluations du rendement éducatif : l'endogénéisation de la durée des études augmente les rendements éducatifs de 7,4% à 11,5% chez les hommes et de 4,5% à près de 16% chez les femmes. Force est de constater l'instabilité des résultats qui dépendent largement des instruments utilisés ainsi que des échantillons de travail retenus.

Dans la seconde partie, deux alternatives à la fonction de gains sont présentées et estimées. Ces alternatives ont pour fondement la théorie du filtre et le modèle hédonique. Les résultats empiriques relatifs à la comparaison des théories du capital humain et du filtre montrent que ces deux hypothèses sont recevables, ils ne permettent pas de conclure à la supériorité empirique de l'une des approches sur l'autre, et cela même dans un contexte de poursuite des études. Dans ce cadre en effet, l'hypothèse du filtre n'apparaît pas davantage recevable que celle du capital humain : la valorisation sur le marché du travail des connaissances acquises ne serait pas amoindrie par l'effet de sélection ou cela peut vouloir dire encore que la fonction de gains de Mincer serait capable de rendre compte de cet effet.

Lorsqu'on confronte la fonction de gains de capital humain à une fonction « hédonique » de gains, nos résultats empiriques corroborent l'approche hédonique de la distribution des salaires : tenir compte des caractéristiques du salariés mais aussi celles de l'emploi occupé permet de mieux expliquer les différentiels de gains. Les spécifications retenues mettent en évidence l'effet du déclassement sur les salaires. Le désavantage salarial d'être sous-diplômé est supérieur à l'avantage salarial à être sur-diplômé et cela est davantage marqué chez les individus les plus jeunes. Ce constat vient nourrir la justification du

phénomène de poursuite des études. Notre travail montre également que le processus d'allocation des salariés aux différents emplois sur le marché du travail en France suit l'avantage comparatif.

Il apparaît alors que la démarche hédonique est le cadre plus général dans lequel devraient être étudiées les distributions de salaire et testées des théories concurrentes comme les théories du capital humain, de sélection, ou de la segmentation du marché du travail.

ANNEXE 1 : Estimations du taux de rendement de l'éducation sur données françaises à l'aide de fonctions de gains

	<i>type de données</i>	<i>mesure de l'éducation (s)</i>
Riboud (1978)	coupe transversale : FQP 1964	durée des études (s)
Jarousse et Mingat (1986)	coupe transversale : FQP 1977	durée des études durée « normalisée » des études
Boumadhi et Plassard (1992)	coupe transversale : FQP 1985	durée des études
Goux et Maurin (1994)	coupe transversale : FQP 1993 pseudo - panel à partir de FQP 1970 - 1977 - 1985 - 1993	" "
Baudelot et Glaude (1989)	pseudo - panel à partir de FQP 1970 - 1977 - 1985	durée des études
Guillot et Sevestre (1994)	panel DAS (1968-87)	durée des études
	non cylindré et correction du biais de sélection	"
	non cylindré sans correction du biais de sélection	"
	cylindré (1970-87)	"
Hanchane et Moullet (1997)		durée de scolarité totale
	coupe transversale : FQP 1993	durée de scolarité nécessaire à l'obtention du diplôme durée de scolarité certifiée
Hanchane et Moullet (1999)	panel cylindré Enquêtes Emploi 1995-96-97	
	Hommes	
	Femmes	durée de scolarité

exp = expérience professionnelle, anc = ancienneté dans l'entreprise, priv = statut privé de l'entreprise, TA = taille de l'entreprise, RG = région de résidence, deb = date d'entrée dans la vie active, gene = position relative dans la génération, t = année de l'enquête, secteur = secteur d'activité.

<i>variables explicatives de la fonction de gains</i>	<i>prise en compte de l'endogénéité de s</i>	<i>rendement estimé</i>	<i>méthode d'estimation</i>
s, exp, exp ²	non	10, 8%	MCO
"	non	9, 9%	MCO
"	non	8, 1%	MCO
s, exp, exp ² , anc,	non	8, 7%	MCO
anc ² , priv, TA, RG	oui	11, 3%	variables instrum.
s, s ² , exp, exp ² , anc,	non	7, 12%	MCO
anc ² , RG, nationalité			
s, s ² , exp, exp ² , gene, gene ²	non	8, 98%	MCO
s, s ² , s ³ , exp, exp ² , exp ³ , t, t ² , st,	non	8, 6%	MCO
exp ³ , exp ⁴ , RG, TA, secteur, nationalité			
s, exp, exp ² , sexe, deb,	oui	8, 4 - 9, 9%	variables instrum.
régresseurs liés au statut de présence des individus			
s, exp, exp ² , sexe, deb	non	5, 1%	MCO
"	oui	7, 5 - 15, 3%	variables instrum.
"	non	4, 1%	MCO
"	oui	19, 8 - 23, 7%	variables instrum.
"	non	3, 8%	MCO
s, exp, exp ² , anc, anc ² , nbre	oui	14%	variables instrum.
années d'études redoublées, durée de scolarité non certifiée, RG, TA	non	6, 98%	MCO
	oui	9, 85%	variables instrum.
	oui	10, 06%	variables instrum.
	oui	10, 13%	variables instrum.
s, exp, exp ² , anc, anc ²	non	7, 5%	MCO - GLS
RG, TA, deb, nationalité	oui	19, 7 ou 17, 5	VI
		19, 2 ou 15	Décomposition
	non	7%	MCO - GLS
	oui	22 ou 18, 2	VI
		23 ou 11, 6	Décomposition

ANNEXE 2

Données issues de l'enquête « Formation qualification professionnelle » (FQP) :

Il s'agit de la cinquième enquête réalisée par l'Insee au second trimestre de 1993. Le champ de l'enquête est constitué de l'ensemble des ménages ordinaires et il est restreint aux individus ayant accès au marché du travail, âgés de 20 à 64 ans.

L'échantillon sur lequel on travaille comporte 6 919 salariés du secteur privé en activité en 1992 et ayant accepté de déclarer leur revenu. Il est composé pour 56 du montant de ses revenus du travail « en équivalent plein temps » c'est-à-dire la somme qu'il aurait perçu en supposant qu'il ait travaillé 12 mois à temps complet en 1992.

L'éducation est mesurée à l'aide du diplôme le plus élevé obtenu en formation initiale. On retient les 7 niveaux suivants :

- aucun diplôme
- CEP
- BEPC seul
- CAP, BEP avec ou sans BEPC
- Baccalauréat ou brevet professionnel ou autres diplômes de ce niveau
- Baccalauréat + 2 ans
- diplôme supérieur

La répartition des individus selon leur diplôme le plus élevé est la suivante :

Distribution des diplômes

Les détenteurs d'un CAP et/ou d'un BEP (qu'ils aient ou non le BEPC) constituent la catégorie de diplômés la plus représentée. Notons aussi que près de la moitié de la population étudiée a un niveau inférieur ou équivalent au BEPC, alors que moins de 20 baccalauréat ou un diplôme plus élevé.

Données issus de l'enquête Emploi 1997 :

Il s'agit des salariés du secteur privé, dont 51,9% sont des hommes, actifs occupés à la date de l'enquête. Cet échantillon est découpé en trois

sous-populations en fonction de l'âge : les 8 978 salariés de 18 à 29 ans constituent la première génération, ceux de 30 à 39 ans la seconde (soit 15 714 observations) et ceux de 40 à 50 ans la dernière (17 195 observations). Les revenus du travail sont mesurés par le salaire horaire. La nomenclature des diplômes est la suivante :

- Certificat d'études Sans diplôme
- BEPC
- CAP BEP
- Bac technique et professionnel
- Bac général
- DEUG, DUT, BTS, Techn. supérieur
- 2ème cycle universitaire
- Grande école 3ème cycle universitaire

Leur répartition au sein de chacune des 3 générations est la suivante :

Pour les trois populations, les diplômés d'un CAP BEP sont les plus nombreux et représentent plus de 30% plus de 40 ans sur 3 n'a aucun diplôme ou est titulaire seulement du certificat d'études, ils sont 1 sur 2 chez les 30-39 ans, et moins de 15% pour la génération la plus jeune. Cet accroissement des diplômes se traduit essentiellement par une augmentation du nombre de détenteurs du bac. technique ou des diplômes de niveau bac. +2.

ANNEXE 3

Estimation de la fonction de gains obtenue sur l'échantillon cylindré des hommes.

(NT = 10 713, N = 3 571). La variable dépendante est le logarithme du salaire horaire.

Tableau 1 :

Variables	OLS		Within		GLS		VI traditionnelle**	
	GLS						GLS	
Constante	3, 782	(14.0)*	–	2.3983	(11.38)	0.0679	(3.07)	
Taille de l'entreprise	réf. (– de 10)							
de 10 à 50	–0,0071	(–0.72)	0.0121	(0.94)	0.0005	(0.05)	0.0035	(0.33)
de 50 à 100	0.0145	(1.08)	–0.0254	(–1.49)	–0.0063	(–0.46)	–0.0101	(–0.71)
de 100 à 500	0.0451	(4.41)	–0.0135	(–0.86)	0.0231	(2.09)	0.0281	(2.34)
plus de 500	0.0944	(9.61)	0.0012	(0.07)	0.0606	(5.47)	0.0722	(6.18)
ancienneté	0.0143	(4.03)	0.0372	(7.91)	0.03056	(8.98)	0.0428	(12.07)
ancienneté ²	–0.0005	(11.24)	–0.0008	(–3.38)	–0.0006	(–4.39)	–0.0006	(–4.27)
expérience	0.0200	(6.07)	0.0312	(5.31)	0.0328	(10.07)	0.0329	(9.50)
expérience ²	–0.0005	(–4.67)	–0.0002	(–1.48)	–0.0004	(–7.22)	–0.0003	(–4.52)
région	0.2627	(27.02)	–		0.2637	(17.75)	0.2745	(16.14)
nationalité	0.0471	(3.48)	–		0.0472	(2.30)	0.1512	(6.59)
debut***	–0.0136	(–4.79)	–		0.0007	(0.33)	0.0182	(8.10)
durée de scolarité	0.0754	(55.91)	–		0.0749	(37.11)	0.0945	(16.62)
R ²	34, 96%		78, 97%		34, 70%		20, 33%	
Tests d'Hausman					$\chi^2(8)_{W/GLS}$ $\chi^2(12)_{OLS/GLS}$	= 93.8 = 142	$\chi^2(8)_{W/IV}$	= 40.05

* correspond aux t de Student.

** les variables instrumentales retenues sont le statut et la PCS du père à la fin des études.

*** il s'agit de la date d'entrée sur la marché du travail.

Endogénéisation de la durée de scolarité

Méthodes à variables instrumentales

Décomposition de l'effet de la scolarité

Tableau 2

Variables	Hausman (*) et Taylor (HT)		Amemiya et (**) MaCurdy (AM)		Hausman et Taylor		Amemiya et MaCurdy	
Constante	0.3235	(9.64)	0.3172	(9.64)	5.4316	(9.62)	5.4516	(9.66)
Taille de l'entreprise	réf. (- de 10)		réf.		réf.		réf.	
de 10 à 50 salariés	0.0098	(0.915)	0.0096	(0.90)	0.0088	(0.86)	0.0056	(0.55)
de 50 à 100	-0.0215	(-1.50)	-0.0213	(-1.51)	-0.0015	(-0.11)	-0.0036	(-0.26)
de 100 à 500	-0.0116	(-0.88)	-0.0098	(-0.76)	-0.0005	(-0.04)	0.0072	(0.60)
plus de 500	0.0018	(0.13)	0.0054	(0.41)	0.0077	(0.52)	0.0252	(1.88)
ancienneté	0.0372	(8.95)	0.0373	(9.10)	0.0369	(7.90)	0.03678	(7.85)
ancienneté ²	-0.0008	(-3.82)	-0.0008	(-3.83)	-0.0008	(-3.36)	-0.0007	(-3.33)
expérience	0.0311	(5.98)	0.0311	(6.07)	0.0312	(5.32)	0.0312	(5.32)
expérience ²	-0.0002	(-1.65)	-0.0002	(-1.70)	-0.0002	(-1.48)	-0.0002	(-1.49)
région	0.1557	(3.65)	0.1751	(4.35)	0.1732	(7.57)	0.2048	(10.16)
nationalité	-0.1703	(-2.27)	-0.1274	(-1.84)	-0.0110	(-2.75)	-0.0483	(-1.42)
début	-0.0122	(-2.30)	-0.0088	(-1.83)	-0.0464	(-6.96)	-0.0411	(-6.41)
durée de scolarité (Z ₂)	0.1974	(6.25)	0.1752	(6.25)	0.0769	(36.53)	0.0768	(36.40)
scolarité instrumentée					0.1154	(5.00)	0.0738	(4.08)
mancien (1)					-0.0408	(-4.89)	-0.0400	(-4.79)
mancien ²					0.0003	(0.99)	0.0002	(0.90)
mexp					-0.0289	(-3.23)	-0.0284	(-3.29)
mexp ²					-0.0003	(-1.99)	-0.0003	(-1.96)
R ²						35.36%		35,26%
Tests de suridentification	$\chi^2(3)_{W/HT} = 3.30$		$\chi^2(11)_{W/AM} = 4.68$ $\chi^2(8)_{HT/AM} = 0.27$		$\chi^2(8)_{W/HT} = 1.84$		$\chi^2(8)_{W/AM} = 3.16$	
Tests d'exogénéité								

(1) Il s'agit des variables exprimées en moyennes individuelles.

(*) les instruments utilisés sont Z₁ (région, nationalité, début), WX₁ et BX₁ (la taille de l'entreprise exprimée en moyenne individuelle et en écarts à la moyenne) et WX₂ (l'ancienneté, l'ancienneté au carré, l'expérience, l'expérience au carré exprimés en écarts aux moyennes individuelles).

(**) les instruments sont Z₁, WX₁, WX₂ et X₁^{*}.

Estimation de la fonction de gains obtenue sur l'échantillon cylindré des femmes (NT= 7 857, N= 2 619).

Tableau 3

Variables	OLS		Within		GLS		VI traditionnelle GLS **	
Constante	2.4307	(6.65)*	—	1.5574	(6.11)	1.035	(3.98)	
Taille de l'entreprise	réf. (— de 10)							
de 10 à 50	0.0526	(4.73)	−0.0014	(−0.09)	0.0246	(2.12)	0.0246	(2.02)
de 50 à 100	0.0493	(2.99)	0.046	(0.22)	0.0346	(2.05)	0.0309	(1.75)
de 100 à 500	0.0668	(5.45)	0.271	(1.40)	0.0624	(4.51)	0.0544	(3.73)
plus de 500	0.1111	(10.00)	0.0076	(0.38)	0.0802	(6.10)	0.0781	(5.62)
ancienneté	0.0274	(10.29)	0.0346	(6.88)	0.0478	(12.19)	0.0584	(14.41)
ancienneté ²	−0.0003	(−9.10)	−0.0005	(−2.04)	−0.0010	(−5.99)	−0.0011	(−6.41)
expérience	0.0127	(3.04)	0.0322	(5.31)	0.0236	(6.50)	0.0202	(5.31)
expérience ²	−0.0002	(−4.92)	−0.0002	(−1.64)	−0.0002	(−3.65)	−0.0000	(−0.95)
région	0.2584	(24.41)	—		0.2561	(15.77)	0.2875	(16.10)
nationalité	0.0368	(1.90)	—		0.0432	(1.46)	0.1825	(5.68)
début	0.0004	(0.11)	—		0.0094	(3.47)	0.0243	(8.93)
durée de scolarité	0.0706	(40.98)	—		0.0720	(27.72)	0.0119	(10.70)
R ²	33.70%		79.25%		33.33%			21.23%
Tests d'Hausman					$\chi^2(8)_{W/GLS}$ $\chi^2(12)_{OLS/GLS}$	= 42.89 = 50.45	$\chi^2(8)_{W/IV}$	= 61.69

* correspond aux *t* de Student.

** les variables instrumentales retenues sont le statut et la PCS du père à la fin des études.

Endogénéisation de la durée de scolarité

Méthodes à variables instrumentales

Décomposition de l'effet de la scolarité

Tableau 4

Variables	Hausman (*) et Taylor (HT)		Amemiya et (**) MaCurdy (AM)		Hausman et Taylor		Amemiya et MaCurdy	
Constante	0.1189	(3.85)	0.1006	(3.82)	4.1790	(4.50)	4.1011	(4.42)
Taille de l'entreprise	réf. (– de 10)		réf.		réf.		réf.	
de 10 à 50 salariés	0.0006	(0.00)	0.0004	(0.04)	0.0153	(1.31)	0.0200	(1.72)
de 50 à 100	0.0033	(0.46)	0.0084	(0.48)	0.0267	(1.6)	0.0268	(1.6)
de 100 à 500	0.0343	(2.11)	0.0336	(2.13)	0.0652	(4.42)	0.0533	(3.76)
plus de 500	0.0141	(0.85)	0.0164	(1.02)	0.0407	(2.69)	0.0580	(4.18)
ancienneté	0.0348	(8.07)	0.0349	(8.35)	0.0312	(6.84)	0.0340	(6.80)
ancienneté ²	–0.0005	(–2.42)	–0.0005	(–2.50)	–0.0005	(–2.01)	–0.0005	(–1.97)
expérience	0.0322	(6.17)	0.0321	(6.35)	0.0324	(5.37)	0.0323	(5.36)
expérience ²	–0.0021	(–1.93)	–0.0002	(–1.98)	–0.0002	(–1.71)	–0.0002	(–1.7)
région	0.1768	(2.62)	0.1746	(1.88)	0.1599	(4.57)	0.2307	(9.50)
nationalité	–0.5020	(–1.39)	–0.1854	(–0.74)	–0.2359	(–1.54)	–0.0347	(–0.59)
début	–0.0225	(–1.99)	–0.0019	(–2.12)	–0.0391	(–3.24)	–0.0229	(–2.16)
durée de scolarité (Z ₂)	0.2200	(2.14)	0.1824	(2.32)	0.0711	(26.20)	0.0710	(26.11)
scolarité instrumentée					0.1589	(3.17)	0.0447	(1.84)
mancien (1)					–0.0015	(–0.13)	–0.0000	(–0.00)
mancien ²					–0.0009	(–2.70)	–0.0009	(–2.77)
mexp ₂					–0.0382	(–3.28)	–0.0003	(–3.22)
mexp ²					–0.000	(–0.01)	–0.0000	(–0.01)
R ²					34.13%		34.02%	
Tests de suridentification	$\chi^2(3)_{W/HT} = 0.173$		$\chi^2(11)_{W/AM} = 0.206$ $\chi^2(8)_{HT/AM} = 0.595$		$\chi^2(8)_{W/HT} = 3.291$		$\chi^2(8)_{W/AM} = 4.788$	
Tests d'exogénéité								

(1) Il s'agit des variables exprimées en moyennes individuelles.

(*) les instruments utilisés sont Z₁ (région, nationalité, début), WX₁ et BX₁ (la taille de l'entreprise exprimée en moyenne individuelle et en écarts à la moyenne) et WX₂ (l'ancienneté, l'ancienneté au carré, l'expérience, l'expérience au carré exprimés en écarts aux moyennes individuelles).

(**) les instruments sont Z₁, WX₁, WX₂ et X₁^{*}.

ANNEXE 4

Spécifications « capital humain » contre « filtre »

La variable dépendante est le logarithme du salaire annuel.

	Équation (34)				Équation (35)			
constante	9.875	(353.90)*	9.8598	(245.67)	9.7491	(315.18)	9.3733	(169.54)
durée de scolarité	0.0736	(42.45)	—		—		—	
scolarité endogénéisée**	—		0.0845	(27.65)	—		—	
rang	—		—		0.0851	(41.69)	—	
rang endogénéisé**	—		—		—		0.1153	(28.43)
sexe (réf. homme)	0.2415	(24.78)	0.2388	(23.00)	0.2454	(25.08)	0.2383	(23.01)
région (réf. Paris et sa région)	0.2622	(23.03)	0.2704	(22.22)	0.2606	(22.79)	0.2609	(21.42)
ancienneté	0.0329	(20.89)	0.0280	(16.76)	0.0278	(17.71)	0.0276	(16.59)
ancienneté ²	-0.0004	(-8.05)	-0.0004	(-7.93)	-0.0004	(-8.64)	-0.0004	(-7.87)
expérience	0.0215	(13.86)	0.0126	(7.73)	0.0171	(11.09)	0.0124	(7.66)
expérience ²	-0.0003	(-7.95)	-0.0003	(-6.50)	-0.0004	(-9.03)	-0.0003	(-6.58)
taille de l'entreprise	—		—		—			
de 10 à 50	0.1112	(8.25)	0.1388	(9.67)	0.1118	(8.26)	0.1391	(9.73)
de 50 à 200	0.1372	(9.72)	0.1658	(11.05)	0.1390	(9.82)	0.1687	(11.28)
de 200 à 500	0.1810	(10.10)	0.2145	(11.26)	0.1817	(10.11)	0.2159	(11.36)
+ de 500	0.1973	(11.81)	0.2484	(14.01)	0.1988	(11.85)	0.2502	(14.16)
Inconnue	-0.0999	(-2.27)	-0.0956	(-2.04)	-0.0974	(-2.21)	-0.0959	(-2.05)
$\bar{R}^2$	39.49%		34.65%		39.64%		35.02%	

Données issues de l'Enquête FQP 93.

(*) Les valeurs entre parenthèses sont les t de student.

(**) Les instruments utilisés pour l'endogénéisation sont le plus haut diplôme des parents, la taille de la famille à la fin des études, la catégorie socioprofessionnelle du père et la taille du lieu de résidence.

ANNEXE 5

Estimation de la fonction de gains obtenue sur l'échantillon cylindré des hommes

(NT= 10713, N= 3571). La variable dépendante est le logarithme du salaire horaire.

Tableau 1

Décomposition de l'effet du rang

Variables	OLS		GLS		Hausman et Taylor (**)		Amemiya et MaCurdy (***)	
Constante	2.5379	(9.54)*	1.4401	(6.87)	3.8400	(6.86)	3.8528	(6.89)
Taille de l'entreprise	réf. (- de 10)		réf.		réf.		réf.	
de 10 à 50 salariés	-0,0088	(-0.89)	-0.0000	(-0.00)	0.0126	(-1.20)	-0.0115	(-1.11)
de 50 à 100	0.0106	(0.79)	-0.0083	(-0.61)	-0.0265	(-1.88)	-0.0250	(-1.78)
de 100 à 500	0.0432	(4.19)	0.0216	(1.88)	-0.0102	(-0.77)	-0.0072	(-0.58)
plus de 500	0.0927	(9.37)	0.0593	(5.34)	0.0056	(0.63)	0.0136	(0.92)
ancienneté	0.0172	(4.84)	0.0310	(9.10)	0.0371	(7.94)	0.0371	(7.92)
ancienneté ²	-0.0005	(-4.97)	-0.0006	(-4.65)	-0.0008	(-3.39)	-0.0007	(-3.38)
expérience	0.0316	(9.58)	0.0403	(12.31)	0.0312	(5.33)	0.0312	(5.33)
expérience ²	-0.0007	(-15.5)	-0.0006	(-9.80)	-0.0002	(-1.48)	-0.0002	(-1.49)
région	0.2630	(26.88)	0.2635	(17.59)	0.1938	(9.04)	0.1998	(9.60)
nationalité	0.0509	(3.75)	0.0539	(2.60)	-0.0927	(-2.25)	-0.0788	(-2.00)
début	-0.0040	(-1.42)	0.0077	(3.44)	-0.0026	(-4.30)	-0.0262	(-4.21)
rang	0.0995	(54.48)	0.0991	(36.10)	0.1011	(35.50)	0.1009	(35.39)
rang estimé					0.0694	(4.39)	0.0634	(4.25)
mancien					-0.0345	(-4.12)	-0.0344	(-4.11)
mancien ²					0.0002	(0.91)	0.0002	(0.89)
mexp					-0.0130	(-1.49)	-0.0132	(-1.51)
mexp ²					-0.0005	(-3.32)	-0.0005	(-3.32)
R ²	34.21%		33.99%			34.48%	35.22%	

(*) correspond aux *t* de Student.

(**) les instruments utilisés sont Z₁ (région, nationalité, début), WX₁ et BX₁ (la taille de l'entreprise exprimée en moyenne individuelle et en écarts à la moyenne) et WX₂ (l'ancienneté, l'ancienneté au carré, l'expérience, l'expérience au carré exprimés en écarts aux moyennes individuelles).

(***) les instruments sont Z1, WX1, WX2 et X*1.

Estimation de la fonction de gains obtenue sur l'échantillon cylindré des femmes (NT= 7 857, N= 2 619)

Tableau 2*Décomposition de l'effet du rang*

Variables	OLS		GLS		Hausman et Taylor		Amemiya et MaCurdy	
Constante	1.8863	(5.18)*	1.0193	(4.01)	3.5792	(3.876)	3.5143	(3.80)
Taille de l'entreprise								
de 10 à 50 salariés	0.0541	(4.86)	0.0253	(2.18)	0.0132	(1.12)	0.0198	(1.71)
de 50 à 100	0.0491	(2.98)	0.0346	(2.05)	0.0208	(1.24)	0.0252	(1.49)
de 100 à 500	0.0674	(5.50)	0.0627	(4.53)	0.0055	(3.97)	0.0507	(3.65)
plus de 500	0.1098	(9.88)	0.0794	(6.04)	0.0234	(1.39)	0.0524	(3.64)
ancienneté	0.0478	(10.36)	0.0479	(12.21)	0.0343	(6.89)	0.0340	(6.81)
ancienneté ²	-0.0013	(-9.24)	-0.0010	(-6.08)	-0.0005	(-2.02)	-0.0005	(-1.98)
expérience	0.0140	(3.36)	0.0246	(6.78)	0.0323	(5.37)	0.0323	(5.36)
expérience ²	-0.0003	(-5.55)	-0.0002	(-4.03)	-0.0002	(-1.69)	-0.0002	(-1.68)
région	0.2579	(24.34)	0.2555	(15.72)	0.0656	(1.23)	0.2037	(6.34)
nationalité	0.0382	(1.98)	0.0448	(1.51)	-0.7329	(-3.54)	-0.1739	(-1.50)
début	0.0072	(1.87)	0.0162	(6.04)	-0.0314	(-2.78)	-0.0156	(-2.53)
rang	0.0662	(40.80)	0.0676	(27.59)	0.0667	(26.09)	0.0666	(25.96)
rang estimé					0.1610	(3.80)	0.0519	(1.94)
mancien					-0.0015	(-0.12)	-0.0005	(0.04)
mancien ²					-0.0009	(-2.70)	-0.0009	(-2.83)
mexp					-0.0362	(-3.11)	-0.0357	(-3.07)
mexp ²					-0.000	(-0.22)	-0.0000	(-0.21)
R ²	33.60%		33.22%		34.08%		33.93%	

(*) correspond aux *t* de Student.

ANNEXE 6

	18-29 ans (N = 8978)	
Variables	(34)	(35bis)
Constante	2.3704 (73.70)	3.4092 (242.58)
sexe (réf. homme)	0.0988 (14.46)	0.0932 (13.61)
région (réf Paris et région parisienne)	0.1420 (16.55)	0.1356(15.65)
durée de scolarité	0.0720 (40.62)	—
ranginf2	—	-0.3532 (-11.53)
ranginf1	—	-0.2465 (-16.88)
ranginf0	—	-0.1717 (-19.03)
rangsup0	—	réf.
rangsup1	—	0.2807 (25.21)
rangsup2	—	0.4091 (13.49)
ancienneté	0.1658 (13.13)	0.1687 (13.21)
ancienneté ²	-0.0268 (-6.30)	-0.0287 (-6.68)
expérience	0.0289 (6.58)	0.0396 (8.24)
expérience ²	-0.0001 (-0.36)	-0.0017 (-4.71)
taille de l'entreprise (réf. — de 10 salariés)	—	—
de 10 à 50 salariés	-0.0204 (-2.14)	-0.0197 (-2.06)
de 50 à 100	-0.0122 (-0.86)	-0.0114 (-0.84)
de 100 à 500	0.0131 (1.26)	0.0147 (1.41)
plus de 500	0.0515 (5.61)	0.0567 (6.12)
$\bar{R}^2$	24.30%	23.19%

Données : Enquête Emploi 1997.

30-39 ans		40-50 ans	
(N = 15 714)		(N = 17 195)	
(34)	(35bis)	(34)	(35bis)
2.5175 (58.19)	3.5821 (118.72)	2.7046 (48.76)	3.8588 (91.95)
0.1798 (31.53)	0.1799 (31.33)	0.2060 (35.07)	0.2058 (34.74)
0.1806 (24.56)	0.1705 (23.04)	0.1909 (24.13)	0.1835 (23.10)
0.0714 (47.45)	—	0.0720 (52.61)	—
—	−0.4382 (−13.40)	—	−0.5518 (−16.64)
—	−0.2663 (−17.90)	—	−0.3154 (−28.81)
—	−0.2020 (−26.00)	—	−0.2107 (−27.63)
—	réf.	—	réf.
—	0.3221 (30.07)	—	0.3827 (33.15)
—	0.4181 (20.24)	—	0.4740 (26.87)
0.0872 (19.13)	0.0788 (17.32)	0.0468 (16.92)	0.0372 (13.48)
−0.0057 (−10.22)	−0.0049 (−8.77)	−0.0011 (−7.12)	−0.0007 (−4.82)
0.0126 (3.40)	0.0079 (1.88)	−0.0013 (−0.39)	−0.0147 (−4.82)
−0.0001 (−1.34)	−0.0002 (−1.53)	0.0001 (1.86)	−0.0003 (4.06)
—	—	—	—
−0.0152 (−1.80)	−0.0154 (−1.83)	0.0024 (0.26)	0.0079 (0.84)
0.0216 (1.78)	−0.0193 (1.59)	0.0306 (2.36)	0.0336 (2.60)
0.0235 (2.71)	0.0226 (2.60)	0.0248 (2.77)	0.0315 (3.51)
0.0708 (9.35)	0.0704 (9.29)	0.0622 (8.25)	0.0644 (8.52)
31.75%	31.71%	37.75%	37.75%

ANNEXE 7

Tableau 1 : Fonction de gains : 18-29 ans

Profession Diplôme	Ouvrier non qualifié	Ouvrier Qualifié	Employé ¹ non qualifié	Employé qualifié	Technicien	Profession intermédiaire	Cadre supérieur, ingénieur	Test de Fischer
Certificat d'études Sans diplôme	réf.	0.1341 (7.05)	0.0358 (1.66)	0.1119 (4.61)	0.2813 (4.74)	0.2698 (6.58)	0.1686 (0.85)	5.8
BEPC	0.1104 (3.47)	0.2128 (6.84)	0.0929 (3.21)	0.1803 (6.77)	0.4052 (4.98)	0.2526 (5.99)	-0.0836 (-0.42)	6.63
CAP BEP	0.1011 (5.71)	0.1898 (12.41)	0.0922 (5.10)	0.1573 (9.08)	0.3758 (10.40)	0.2806 (9.86)	0.6436 (7.59)	31.95
Bac technique et professionnel	0.1936 (6.32)	0.2474 (10.75)	0.1854 (7.44)	0.2243 (10.65)	0.3287 (9.87)	0.3988 (13.17)	0.4008 (4.045)	10.35
Bac général	0.1687 (3.41)	0.3427 (8.89)	0.1270 (4.60)	0.2476 (11.80)	0.3571 (6.90)	0.4595 (16.26)	0.7681 (14.66)	20.45
DEUG, DUT, BTS, Techn. supérieur	0.2022 (4.43)	0.3273 (9.12)	0.2563 (10.56)	0.3121 (15.22)	0.4475 (20.56)	0.5386 (29.49)	0.7381 (21.29)	51.28
2ème cycle universitaire	0.2098 (0.75)	0.5018 (2.55)	0.3225 (6.97)	0.3468 (8.70)	0.5818 (10.72)	0.7304 (29.41)	1.0706 (37.01)	32.30
Grande école 3ème cycle universitaire	—	0.5249 (2.66)	0.5088 (8.17)	0.2594 (3.87)	0.6811 (9.62)	0.7009 (18.96)	0.9042 (42.38)	7.82
Test de Fischer	8.04	12.47	12.49	18.06	9.48	26.88	13.05	

Constante	3.1472 (175.20)	expérience	0.0319 (8.26)	de 100 à 500	0.0234 (2.55)
sexe (réf. homme)	0.0781 (10.92)	expérience ²	-0.0016 (-5.74)	plus de 500	0.0570 (7.03)
région (réf Paris et région parisienne)	0.1030 (13.40)	taille de l'entreprise - de 10 salariés	réf.	R ²	41, 79%
ancienneté	0.1452 (13.04)	de 10 à 50 salariés	-0.0094 (-1.12)	N	8 978
ancienneté ²	-0.0243 (-6.49)	de 50 à 100	0.0037 (0.30)		

¹ La distinction entre employés qualifiés et non qualifiés également adoptée par G. Forgeot et J. Gautié (1997) est construite dans l'Enquête Emploi à l'aide de la catégorie sociale, de la profession détaillée et de la fonction exercée.

Tableau 2 : Fonction de gains : 18-29 ans

Profession Diplôme	Ouvrier non qualifié	Ouvrier Qualifié	Employé non qualifié	Employé qualifié	Technicien	Profession intermédiaire	Cadre supérieur, ingénieur	F
Certificat d'études Sans diplôme	réf.	0.1459 (10.51)	0.0201 (1.21)	0.1669 (9.38)	0.3642 (10.95)	0.4129 (13.45)	0.7279 (12.32)	61.65
BEPC	0.0934 (3.09)	0.1825 (8.40)	0.0833 (3.59)	0.2774 (14.86)	0.4422 (11.26)	0.5146 (18.14)	0.7431 (14.44)	45.93
CAP BEP	0.1124 (6.45)	0.2011 (15.74)	0.1035 (6.66)	0.2506 (18.02)	0.4064 (22.44)	0.3912 (20.57)	0.7098 (19.45)	124.76
Bac technique et professionnel	0.1506 (2.59)	0.2736 (8.07)	0.2425 (8.18)	0.3243 (16.17)	0.4622 (16.50)	0.4801 (20.62)	0.7062 (17.02)	38.68
Bac général	0.0641 (1.12)	0.2249 (5.42)	0.2054 (7.69)	0.3251 (17.58)	0.5173 (15.12)	0.5132 (24.45)	0.7831 (24.85)	74.69
DEUG, DUT, BTS, Techn. supérieur	0.1901 (1.97)	0.3381 (6.65)	0.3774 (12.02)	0.3956 (17.88)	0.5737 (27.17)	0.6503 (42.85)	0.8854 (42.74)	136.10
2ème cycle universitaire	-0.0623 (-0.20)	0.1667 (0.95)	0.4453 (6.64)	0.4091 (8.76)	0.6063 (10.05)	0.7513 (33.42)	1.0139 (50.76)	8.86
Grande école 3ème cycle universitaire	0.2296 (0.76)	-0.1738 (-0.57)	0.3610 (4.72)	0.5992 (7.07)	0.8053 (11.17)	0.8109 (23.70)	1.0512 (62.33)	4.81
F	0.59	5.03	10.14	25.11	12.68	47.41	13.73	

Constante	3.2031 (133.14)	expérience	0.0106 (3.51)	de 100 à 500	0.0259 (3.46)
sexe (réf. homme)	0.1453 (24.52)	expérience ²	-0.0003 (-2.81)	plus de 500	0.0566 (8.71)
région (réf Paris et région parisienne)	0.1161 (18.24)	taille de l'entreprise - de 10 salariés	réf.	R ²	50.59%
ancienneté	0.0685 (17.77)	de 10 à 50 salariés	-0.0061 (-0.84)	N	15 714
ancienneté ²	-0.0044 (-9.23)	de 50 à 100	0.0185 (1.79)		

Les valeurs entre parenthèses sont les *t* de student.

Tableau 3 : Fonction de gains : 40-50 ans

Profession Diplôme	Ouvrier non qualifié	Ouvrier Qualifié	Employé non qualifié	Employé qualifié	Technicien	Profession intermédiaire	Cadre supérieur, ingénieur	F
Certificat d'études Sans diplôme	réf.	0.1133 (8.79)	-0.0250 (-1.73)	0.1642 (11.21)	0.3423 (15.23)	0.3752 (15.48)	0.8670 (20.79)	186.42
BEPC	0.0823 (2.06)	0.1649 (6.01)	0.0983 (3.62)	0.2827 (16.50)	0.4281 (13.04)	0.4913 (22.15)	0.7787 (2.76)	62.49
CAP BEP	0.0731 (3.38)	0.1772 (13.47)	0.0984 (5.98)	0.2730 (20.02)	0.3948 (23.69)	0.4421 (25.98)	0.7298 (27.16)	169.79
Bac technique et professionnel	0.0084 (0.08)	0.2200 (4.45)	0.1655 (3.78)	0.3111 (11.64)	0.4428 (16.06)	0.4867 (19.84)	0.7681 (24.02)	63.05
Bac général	0.0122 (0.14)	0.1771 (3.62)	0.1947 (4.97)	0.3335 (15.16)	0.5050 (12.88)	0.5947 (30.77)	0.7969 (30.72)	71.20
DEUG, DUT, BTS, Techn. supérieur	0.2234 (1.37)	0.2406 (3.44)	0.4498 (9.08)	0.3423 (10.49)	0.5875 (21.32)	0.6761 (45.30)	0.9199 (44.68)	90.99
2ème cycle universitaire	0.0380 (0.20)	0.1841 (0.80)	0.3431 (3.16)	0.3421 (5.50)	0.6502 (6.91)	0.7105 (28.00)	1.0362 (55.52)	7.74
Grande école 3ème cycle universitaire	0.2066 (0.64)	0.1837 (0.80)	0.4363 (4.02)	0.3328 (3.68)	0.6701 (6.82)	0.7487 (18.72)	1.1563 (65.41)	2.64
F	0.96	0.30	6.95	18.42	12.07	24.81	14.62	

Constante	3.3881 (97.78)	expérience	-0.0015 (-0.56)	de 100 à 500	0.0343 (4.46)
sexe (réf. homme)	0.1541 (25.32)	expérience ²	-0.0000 (-0.04)	plus de 500	0.0692 (10.69)
région (réf Paris et région parisienne)	0.1171 (17.17)	taille de l'entreprise - de 10 salariés	réf.	$\bar{R}^2$	55.26%
ancienneté	0.03243 (14.41)	de 10 à 50 salariés	0.0217 (2.69)	N	17 195
ancienneté ²	-0.0009 (-6.98)	de 50 à 100	0.0317 (2.87)		

Les valeurs entre parenthèses sont les *t* de student.

ANNEXE 8

	18-29 ans (N = 8 978)		30-39 ans (N = 15 714)		40-50 ans (N = 17 195)	
Variables	(46)	(47)	(46)	(47)	(46)	(47)
Constante	2.3508 (73.56)	1.8712 (60.33)	2.5434 (60.03)	2.1752 (65.59)	2.7095 (50.07)	2.4560 (58.22)
sexe (réf. homme)	0.0920 (13.65)	0.1259 (20.14)	0.1652 (29.42)	0.1739 (34.77)	0.1912 (33.21)	0.1898 (37.47)
région (réf Paris et région parisienne)	0.1356 (15.88)	0.0990 (12.49)	0.1660 (23.00)	0.1149 (17.78)	0.1741 (22.51)	0.1210 (17.62)
durée de scolarité	0.0752 (42.03)	—	0.0724 (49.03)	—	0.0744 (55.47)	—
être sur-diplômé	0.0668 (5.81)	—	0.1318 (-14.58)	—	0.1413 (19.11)	—
être sous-diplômé (réf. adéquation entre diplôme et profession)	-0.1037 (-10.06)	—	-0.1518 (19.59)	—	-0.1535 (-19.10)	—
durée de scolarité requise	—	0.1153 (60.08)	—	0.1100 (82.30)	—	0.1086 (89.99)
durée de scolarité sur-diplômé	—	0.0307 (11.09)	—	0.0247 (10.69)	—	0.0222 (11.31)
durée de scolarité sous-diplômé	—	-0.0577 (-16.47)	—	-0.0449 (-21.63)	—	-0.0451 (-23.37)
ancienneté	0.1622 (12.93)	0.1450 (12.51)	0.0836 (18.72)	0.0686 (17.46)	0.0434 (16.09)	0.0323 (14.10)
ancienneté ²	-0.0265 (-6.28)	-0.0234 (-6.02)	-0.0055 (-10.13)	-0.0044 (-9.14)	-0.0011 (-7.33)	-0.0009 (-6.86)
expérience	0.0256 (5.87)	0.0251 (6.25)	0.0091 (2.50)	0.0034 (1.15)	0.0000 (0.01)	-0.0032 (-1.18)
expérience ²	0.0000 (0.21)	-0.0012 (-4.23)	-0.0000 (-0.62)	-0.0001 (-0.95)	0.0000 (1.01)	0.0000 (0.60)
taille de l'entreprise (réf. — de 10 salariés)	—	—	—	—	—	—
de 10 à 50 salariés	-0.0168 (-1.78)	-0.0043 (-0.50)	-0.0146 (-1.77)	-0.0015 (-0.21)	0.0071 (0.71)	0.0310 (3.83)
de 50 à 100	-0.0077 (-0.55)	0.0016 (0.12)	0.0154 (1.30)	0.0217 (2.06)	0.0324 (2.57)	0.0435 (3.89)
de 100 à 500	0.0158 (1.54)	0.0270 (2.84)	-0.0230 (2.70)	0.0303 (4.014)	0.0232 (2.65)	0.0442 (5.73)
plus de 500	0.0519 (5.70)	0.0543 (6.47)	0.0669 (9.01)	0.0575 (8.73)	0.0594 (8.08)	0.0757 (11.65)
$\bar{R}^2$	25.54%	36.57%	34.63%	48.35%	40.90%	53.97%
F (modèles emboîtés)	(46) contre (34) 75.61	(47) contre (34) 1065.45	(46) contre (34) 254.04	(47) contre (34) 1 446.57	(46) contre (34) 399.27	(47) contre (34) 1 853.76

ANNEXE 9

Variables	18-29 ans	t de student	30-40 ans	t de student	41-50 ans	t de student
constante	3.1871	217.14	3.2613	143.80	3.4525	99.95
sexe (réf. homme)	0.1219	19.28	0.1971	38.67	0.2052	39.12
région (réf Paris et région parisienne)	0.1061	13.63	0.1259	19.43	0.1327	18.93
Diplômes : (réf. sans diplôme, certificat d'études)	—	—	—	—	—	—
DIP1 (BEPC)	0.0230	0.76	-0.0790	-4.45	-0.1139	-5.50
DIP2 (CAP BEP)	0.0081	0.56	-0.0161	-1.73	-0.0627	-6.23
DIP3 (Bac technique et professionnel)	0.0636	2.62	0.0176	0.69	-0.1148	-3.25
DIP4 (Bac général)	-0.0832	-2.53	-0.0805	-3.28	-0.1439	-4.65
DIP5 (DEUG, DUT, BTS, Techn. Supérieur)	-0.0443	-1.66	-0.0212	-0.77	-0.0992	-2.49
DIP6 (2ème cycle universitaire)	-0.4087	-6.64	-0.1955	-3.30	-0.3879	-5.15
DIP7 (Grande école, 3ème cycle universitaire)	-0.0845	-1.05	-0.0728	-0.93	-0.3882	-4.07
j*DIP1	0.0246	2.88	0.0923	15.93	0.1048	18.45
j*DIP2	0.0302	7.32	0.0628	21.47	0.0831	28.03
j*DIP3	0.0350	5.73	0.0767	11.42	0.1103	13.37
j*DIP4	0.0784	10.60	0.1079	17.44	0.1307	18.95
j*DIP5	0.0868	17.10	0.1200	20.95	0.1401	17.58
j*DIP6	0.1910	18.25	0.1799	16.39	0.2156	16.04
j*DIP7	0.1298	10.59	0.1680	12.53	0.2354	14.38
ancienneté	0.1441	12.73	0.0711	18.08	0.0315	13.62
ancienneté ²	-0.0226	-5.93	-0.0047	-9.59	-0.0008	-5.91
expérience	0.0318	8.10	0.0129	4.20	0.0000	0.01
expérience ²	-0.0016	-5.50	-0.0004	-3.65	-0.0003	-0.92
taille de l'entreprise (réf. — de 10 salariés)	—	—	—	—	—	—
de 10 à 50 salariés	-0.0041	-0.48	0.0031	0.42	0.0275	3.33
de 50 à 100	0.0073	0.58	0.0283	2.68	0.0419	3.70
de 100 à 500	0.0268	2.87	0.0340	4.47	0.0433	5.50
plus de 500	0.0570	6.92	0.0604	9.10	0.0760	11.42
$\bar{R}^2$	39.35%		48.15%		52.20%	

ANNEXE 10 : Estimations des modèles Probit ordonné

Variables	18-29 ans	<i>t</i> de student	30-39 ans	<i>t</i> de student	40-50 ans	<i>t</i> de student
constante	-0.2848	-4.93	-1.7339	-33.62	-2.1766	-44.14
PCS du père (réf. ouvrier)	—	—	—	—	—	—
artisan	0.1256	1.68	0.3671	5.17	0.1979	3.05
employé	0.2724	7.10	0.2081	7.03	0.1957	6.55
technicien	0.4227	11.82	0.3907	12.77	0.3304	9.99
cadre	0.7720	16.54	0.5504	13.98	0.2117	4.97
inconnue	0.0828	1.18	0.1680	2.02	-0.0640	-0.76
Statut de l'emploi du père (réf. salarié du privé)	—	—	—	—	—	—
salarié du public	0.0512	1.51	0.0513	1.89	0.0417	1.55
non salarié	0.1337	1.88	-0.1899	-2.77	-0.1032	-1.64
inconnu	-0.0923	-1.62	-0.2170	-2.43	-0.1243	-1.35
taux de chômage régional	-1.0322	-4.08	-1.0184	-3.16	-1.037	-3.29
être sous - diplôme	2.1949	40.07	2.3636	71.43	2.430	69.67
être sur - diplômé	-1.5650	-30.07	-2.0704	-62.10	-1.411	-48.10
P_i	29.658	60.43	44.476	109.94	43.46	123.20
μ_1	0.8839	50.76	1.2755	71.43	1.1303	67.07
μ_2	1.4816	70.11	1.8613	92.08	1.7032	78.73
μ_3	2.6633	67.69	3.1739	106.11	2.8733	108.03
μ_4	3.1021	77.82	3.7142	128.03	4.855	98.59
μ_5	4.6704	71.44	5.3154	120.13	4.132	122.02

Bibliographie

- Amemiya T. et MaCurdy T.E., "Instrumental Variable Estimation of an Error-Components Model", *Econometrica*, 1986, Vol. 54, n°4, p. 869-880.
- Arrow K.J., "Higher education as a filter", *Journal of Public economics*, 1973, 2, p. 193-216.
- Balsan D. et Hanchane S., « Principes d'estimation et de test sur données longitudinales – le cas des panels cylindrés et non-cylindrés », *document de travail GREQAM*, 1999.
- Baltagi D., "The equivalence of the boothe-McKinnon and the Haresman tests in the context of panel data", *Econometric Theory*, 1989, 5, p. 454.
- Baudelot C. et Glaude M., « Les diplômes se dévaluent-ils en se multipliant ? », *Economie et Statistique*, 1989, n°225, p. 3-16.
- Becker G.S., *Human Capital : a Theoretical and Empirical Analysis*, Third Edition, The University of Chicago Press, 1993 (1st edition, 1964).
- Ben - Porath Y., "The production of human capital and the life cycle of earnings", *Journal of Political Economy*, 1967, n°75, p. 352-365.
- Blaug M., *La méthodologie économique*, Economica, 1994 (deuxième édition).
- Boumahdi R. et Plassard J.M., « Note à propos du caractère endogène de la variable éducation dans la fonction de gains », *Revue Economique*, n°1, janvier 1992, p. 145-156.
- Breusch T.S., Mizon G.E. et Schmidt P., "Efficient Estimation using Panel Data », *Econometrica*, 1989, Vol. 57, p. 695-700.
- Davidson R. et MacKinnon J.G., "Several tests for model specification in the presence of alternative hypotheses, *Econometrica*, 1981, Vol. 49, p. 781-793.
- Davidson R. et MacKinnon J.G., *Estimation and Inference in Econometrics*, Oxford University Press, 1993.
- Forgeot G. et Gautier J., « Insertion des jeunes et processus de déclassement », *Economie et Statistique*, 1997, n°304-305.
- Goux D. et Maurin E., « Education, expérience et salaire : tendances récentes et évolution de long terme », *Economie et Prévision*, 1994, n°116, p. 155-173.
- Griliches Z., « Estimating the Returns to Schooling : Some Econometric Problems », *Econometrica*, 1977, 45, p. 1-22.
- Guillot Y. et Sevestre P., « Estimations de fonctions de gains sur données de panel : endogénéité du capital humain et effets de la sélection », *Economie et Prévision*, n°116, 1994-5.
- Hanchane S. et Moullet S., « Mesure et analyse des rendements éducatifs : le cas français », *Document de travail GREQAM*, 1997, n°97B07.

- Hartog J., « Earnings functions : beyond human capital », *Applied Economics*, 1986a, 18, p. 1291-1309.
- Hartog J., « Allocation and the Earnings Function », *Empirical Economics*, 1986b, Vol. 11, p. 97-100.
- Hartog J., « An Ordered Response Model for Allocation and Earnings », *Kyklos*, 1988a, Vol. 41, Fasc. 1, p. 113-141.
- Hartog J., « Education Allocation and Earnings in the Netherlands : Overschooling? », *Economics of Education Review*, 1988b, Vol. 7 n°2 p. 185-194.
- Hartog J., « On human capital and individual capabilities », Invited lecture, European Association of Labour Economists Meeting, Maasticht, 1993, oct.1-3, University of Amsterdam.
- Hartog J. et Oosterbeek H., « Education, allocation and earnings in the Netherlands : overschooling? », *Economics of Education Review*, 1988, 7.
- Hausman J.M., « Specification Tests in Econometrics », *Econometrica*, 1978, Vol. 46, p. 1252-1271.
- Hausman J.A et Taylor W.E., « Panel Data and Unobservable Individual Effects », *Econometrica*, 1981, Vol. 49, n°6, p. 1377-1398.
- Heckman J., « Sample Selection Bias as a Specification Error », *Econometrica*, 1979, vol. 47, p. 153-161.
- Hsiao C., « Logit et Probit Models », in Matryas L. and P. Sevestre (eds.), *The Econometrics of Panel Data- Handbook of Theory and Applications*, Kluner Academic Publishers, 1992, chapitre 11.
- Jarousse J.P et Mingat A., « Un réexamen du modèle de gains de Mincer », *Revue Economique*, 1986, 37, n°6.
- Kroch E.A et Sjoblom, « Schooling as human capital or as signal : some evidence », *Journal of Human Resources*, 1994, 29.
- Lollivier S. et Payen J.F., « L'hétérogénéité des carrières individuelles mesurée sur données de panel », *Economie et Prévision*, 1990, n°92-93, p. 87-96.
- Maddala G.S., *Limited Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*, Cambridge University Press, 1983.
- Mincer J., *Schooling, experience and earnings*, Columbia University Press for NBER, New-York, 1974.
- Mundlak Y., « On the pooling of times series and cross section data », *Econometrica*, 1978, Vol. 46, p. 69-86.
- Nijman T. et Verbeek M., « Incomplete Panels and Selection Bias », *The Econometrics of Panel Data*, L. Matyas and P. Sevestre eds., Kluwer, 1992.
- Riboud M., *Accumulation du capital humain*, Economica, Paris, 1978.
- Rosen S., « Human capital : relations between education and earnings », M. Intriligator, ed., *Frontiers of Quantitative Economics*, Amsterdam : North-Holland, 1977, vol. 3B.

- Rosen S. et Willis R.J., « Education and Self - Selection », *Journal of Political Economy*, (supplement), 1979, 87, p. 57-536.
- Vinokur A., « Réflexions sur l'économie du diplôme », *Formation Emploi*, 1995, n°52.
- Willis R. J., « Wage determinants : a survey and reinterpretation of human capital earning functions », *Handbook of Labor Economics*, 1986, vol. 1, chap. 10.
- White H., « A Heteroscedastic - Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroscedasticity », *Econometrica*, 1980, 48, p. 817-838.

Résumé

L'objectif de ce travail est, dans un premier temps, d'améliorer l'estimation de la fonction de gains de Mincer afin d'évaluer correctement les taux de rendement des investissements éducatifs. L'amélioration des estimations obtenues passe d'abord par une définition correcte du capital humain ainsi que par une discussion sur les aspects empiriques de la relation Education-Salaire en fonction du type de données utilisées. On corrige ensuite les estimations du biais d'endogénéité de l'éducation sur données de panel en adaptant la méthode des variables instrumentales qui passe par la théorie d'Hausman et Taylor (1981). Les données utilisées sont extraites des Enquêtes Emploi 1995, 1996 et 1997.

Dans un second temps, on établit d'autres relations économétriques testables entre Education et Salaire à partir d'hypothèses théoriques alternatives à la théorie du capital humain puis on les confronte à la fonction de gains de capital humain. On estime des spécifications alternatives à la fonction de gains de Mincer qui reposent sur des hypothèses théoriques différentes.

La première spécification est fondée sur l'hypothèse du filtre (Arrow, 1973) Dans ce cadre, la durée de scolarité est remplacée dans la fonction de gains par le rang de sortie du système scolaire. Cette spécification « filtre d'aptitude » est ensuite confrontée à celle de capital humain à l'aide d'un test de modèles non emboîtés.

La seconde piste consiste à prendre en compte dans l'équation de salaire non plus seulement les caractéristiques de l'offre individuelle de capital humain mais aussi celles de la demande ce capital par les employeurs. A partir de données extraites de l'Enquête Emploi 1997, différentes fonctions de gains hédoniques sont établies dans ce cadre théorique. On définit des variables de « suréducation » et « souséducation » en comparant les niveaux éducatifs des individus à ceux que les emplois occupés exigent. Des test de Fischer permettent de conclure au rejet du modèle de gains standard au profit de la fonction de gains hédonique. Enfin, on tente d'aller plus loin en étudiant l'affectation des individus aux différents emplois, définis selon certaines caractéristiques et les salaires : on estime un modèle d'allocation des salariés aux différents types d'emploi où la règle de sélection repose sur un modèle Probit ordonné. On montre que le processus d'allocation sur le marché du travail suit l'avantage comparatif.

Mots clefs

Fonction de gains, endogénéité, taux de rendement, variables instrumentales, hypothèse de filtre d'aptitudes, capital humain hétérogène,

sous-éducation, suréducation.

Abstract

The aim of this work is, in first hand, to improve the estimates of the Mincer's earnings functions in order to value accurately the rates of return of educational investments. A discussion about the most adequate measure of human capital and the kind of data used is necessary. We correct then, with longitudinal data, the estimates from the endogeneity's bias by adapting the instrumental variables method by using the Hausman and Taylor's theory. We use the « Enquêtes Emploi » 1995, 1996 et 1997.

In the second part of this article, we establish others econometric relationships between Education and Earnings from alternative theoretical hypothesis, and we test this specifications against the human capital's one. We estimate alternative specifications of the Mincer's earnings function which are based on different theoretical hypotheses.

The first specification is based on the filter hypothesis (Arrow, 1973). In this case, the position of an individual in the distribution of education for his generation substitutes the duration of schooling. This specification is then tested against the human capital's one with a test for nonnested models.

A second specification consists in taking into account not only the characteristics of the human capital individual supply but also the characteristics of the human capital demand from employers. We use data from the « Enquête Emploi » 1997 and we establish different earnings functions. Comparing educational levels of individuals and levels required by the job, undereducation et overeducation variables are defined. With F-test, we reject the Mincer's earnings function, we prefer hedonic model. Finally, we study the allocation of individuals to the different jobs, defined by some characteristics and the wages : we estimate an allocation model where the selection rule is based on an ordered probit model. We show that the allocation process follows the comparative advantage.

Keywords

Earnings function, endogeneity, rates of return, instrumental variables, filter hypothesis, heterogeneous human capital, undereducation, overeducation.

Classification JEL : j24 ; j6