



L'effet des compétences scolaires sur les salaires futurs

Maxime Fajeau, Université de Lille, **Julien Grenet**, Paris School of Economics,
Emma Laveissière, CAE

Ce *Focus* propose une estimation de l'effet d'une amélioration des compétences scolaires sur les salaires futurs en France.

Les politiques éducatives sont essentielles pour renforcer les compétences des élèves et optimiser la performance du système éducatif, contribuant ainsi à la formation du capital humain des générations à venir. En France, l'éducation représente le deuxième poste de dépenses publiques, ce qui renforce la nécessité d'en évaluer précisément l'efficacité.

Parmi ces nombreux bénéfices, l'impact sur les revenus futurs des individus est particulièrement déterminant, en raison du lien étroit entre compétences scolaires et insertion professionnelle. Cependant, mesurer cet effet reste complexe, notamment en raison du délai entre la mise en place des politiques éducatives et leurs répercussions sur les trajectoires professionnelles.

En exploitant les résultats des évaluations nationales des élèves de 6^e de 1995, nous analysons leur influence sur les revenus d'entrée dans la vie active à l'aide de l'équation de Mincer. Cette estimation, peu documentée en France, est pourtant essentielle pour orienter les investissements publics dans l'éducation. Son estimation contribue à calibrer l'indicateur d'efficacité des dépenses publiques (EDP), permettant ainsi d'évaluer l'impact des politiques éducatives sur les revenus futurs des bénéficiaires. Nos résultats montrent qu'une amélioration d'un écart-type des compétences scolaires est associée à une hausse d'environ 10% des salaires futurs, soit un ordre de grandeur comparable à celui observé dans les études internationales.

Bien que cette approche présente certaines limites méthodologiques, liées notamment au suivi restreint des trajectoires salariales, elle fournit une première estimation du rendement économique de l'éducation en France.

Introduction

L'éducation représente l'un des premiers postes de dépenses publiques en France, avec une dépense intérieure d'éducation de 180 Md€, dont 120 Md€ pour l'enseignement scolaire. Ces ressources financent un ensemble de politiques éducatives qui visent notamment à élever le niveau de compétences des élèves grâce à des dispositifs tels que la formation des enseignants, la réduction de la taille des classes ou encore la mise en place d'heures de soutien scolaire. Ces compétences, à leur tour, jouent un rôle déterminant dans l'épanouissement personnel et social des jeunes tout au long de leur vie. Pour orienter ces politiques de manière efficaces et éclairer les arbitrages qu'elles impliquent, il est donc essentiel d'évaluer leur impact à long terme sur les différentes dimensions du bien-être individuel et collectif.

Ce focus examine l'un des principaux mécanismes par lesquels les politiques éducatives contribuent à la formation du capital humain des individus ([Becker, 1964](#)) : l'acquisition de compétences qui, sur le marché du travail, améliorent leur productivité et sont valorisées sous la forme de revenus plus élevés. Bien que les bénéfices de l'éducation ne se limitent pas à son rendement salarial privé, cette dimension n'en demeure pas moins centrale. En effet, les travaux de recherche suggèrent que les effets des politiques éducatives sur d'autres aspects du bien-être (comme la santé ou l'engagement civique) sont positivement corrélés à leurs effets sur les revenus futurs.

L'impact d'une politique éducative sur les salaires est difficilement observable en raison du décalage temporel entre sa mise en œuvre et ses effets sur les carrières des individus. Pour contourner cette difficulté, il est nécessaire d'utiliser une variable intermédiaire. Les résultats des élèves aux évaluations standardisées, disponibles plus tôt, offrent une solution, en permettant d'estimer le rendement salarial en deux étapes. D'une part, il est possible d'évaluer l'impact d'une politique éducative sur les compétences scolaires des élèves. D'autre part, on peut estimer l'effet d'une amélioration des compétences scolaires sur les revenus futurs. En reliant ces deux mesures, il devient possible de quantifier l'impact global de la politique sur les revenus futurs. L'objectif de ce focus est de proposer une estimation de cette seconde relation dans le contexte français.

L'effet de l'amélioration des compétences scolaires sur les salaires a déjà été estimé aux États-Unis (voir les références citées dans [Kline et Walters, 2016](#)), où une augmentation d'un écart-type des compétences scolaires est associée à une hausse des salaires d'environ 10 %. Les scores obtenus aux évaluations standardisées de compétences, souvent issus d'évaluations nationales, permettent de mesurer les compétences scolaires sur une échelle commune (voir [encadré 1. Interpréter les tailles d'effet dans les études sur l'éducation](#)). La standardisation, en fixant la moyenne à zéro et l'écart-type à un, facilite l'interprétation des écarts de compétences et permet des comparaisons plus robustes.

En France, la relation entre compétences scolaires et salaires reste peu documentée, en raison notamment des difficultés à apparier les résultats des élèves aux évaluations standardisées avec leurs salaires futurs. Pour combler cette lacune, ce *Focus* mobilise les données du Panel d'élèves du second degré 1995 afin d'estimer l'impact d'une variation des scores obtenus par un échantillon représentatif d'élèves aux évaluations nationales de 6^e de 1995 sur les salaires perçus à l'entrée dans la vie active par ces mêmes élèves¹. Cette estimation présente un intérêt à la fois intrinsèque et méthodologique, car elle est essentielle pour comparer l'efficacité relative des politiques éducatives. Le lien entre compétences scolaires et salaires futurs permet en effet de calibrer l'indice d'efficacité des dépenses publiques (EDP) – *Marginal Value of Public Funds* (MVPF) en anglais – associé aux différentes politiques éducatives. Développé par [Hendren et Sprung-Keyser \(2020\)](#) et [Finkelstein et Hendren \(2020\)](#), cet indicateur mesure l'efficacité d'une politique publique en comparant le bénéfice total perçu par les individus (notamment à travers une augmentation de leurs revenus) au coût net pour l'État, après prise en compte des effets de la politique sur les recettes fiscales. Appliqué aux politiques éducatives, le calcul de l'indice EDP nécessite de convertir les effets de ces politiques sur les compétences des élèves en revenus futurs actualisés, afin d'évaluer leur rendement économique à long terme².

Pour mener cette estimation, nous nous appuyons sur l'équation de Mincer ([Mincer, 1974](#)), un cadre théorique classique en économie du travail et de l'éducation. Traditionnellement, cette équation relie le salaire aux années d'études et à l'expérience professionnelle. Ici, elle permet d'estimer le rendement salarial d'une amélioration des compétences scolaires.

Dans une première partie, nous présentons les données mobilisées pour cette étude ainsi que la stratégie empirique mise en œuvre pour traiter les non-réponses aux enquêtes dont les données sont issues. Dans une deuxième partie,

¹ Fabrice Murat (2024), utilise les mêmes données pour estimer l'impact des compétences scolaires sur l'insertion professionnelle.

² Voir Fajeau M., Grenet J., Landais C., Laveissière E. (2025) : « L'indice d'efficacité des dépenses publiques appliqué à l'internat d'excellence de Sourdun », *Focus* n° 111, CAE, mai.

le cœur de ce *Focus*, nous estimons l'effet des compétences scolaires sur les revenus en présentant la stratégie empirique adoptée. Nous concluons en présentant une comparaison de notre estimation avec celles issues de la littérature académique et en faisant état des limites de notre travail.

Présentation des données

Pour estimer l'impact des compétences scolaires sur les salaires futurs, nous exploitons des données françaises qui permettent de suivre une cohorte d'élèves depuis leur entrée en sixième jusqu'aux premières années de leur insertion professionnelle.

Le panel 1995-EVA

Les données utilisées proviennent du Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 ([Panel 1995](#)), apparié avec l'enquête sur l'entrée dans la vie active (EVA). Le Panel 1995, mis en œuvre par la Direction de l'évaluation, de la prospective et de la performance du ministère de l'Éducation nationale et de la Jeunesse (MENJ-DEPP), suit un échantillon représentatif d'élèves entrés en 6^e en 1995, observés tout au long de leur scolarité dans l'enseignement secondaire. L'enquête EVA, menée par l'Insee entre 2005 et 2012, interroge ces mêmes élèves après leur sortie du système éducatif afin d'analyser leur entrée dans la vie adulte et leur insertion professionnelle.

Ces données sont, à notre connaissance, les seules en France qui permettent d'établir un lien entre les compétences des élèves, ici mesurées à l'entrée au collège, et les salaires de ces mêmes élèves à l'âge adulte³. La rareté de ce type d'enquêtes tient au fait qu'elles sont complexes et coûteuses à réaliser. Elles nécessitent de mettre en place un suivi de long terme et d'intégrer des sources multiples (données administratives sur les élèves inscrits dans l'enseignement secondaire et supérieur, informations collectées par les chefs d'établissements, enquêtes auprès des élèves et de leurs familles). Toutefois, dans les données du Panel EVA, la projection des salaires se limite à une période courte, ne couvrant que l'insertion professionnelle sans suivre l'évolution des revenus à plus long terme.

L'enquête repose sur un échantillon représentatif de 17 830 élèves entrés en classe de 6^e en 1995 dans un établissement public ou privé de France métropolitaine. Sélectionnés sur la base d'un sondage au 1/40^e, ces élèves ont été suivis tout au long de leur scolarité et pendant les premières années de leur parcours professionnel. Les données collectées sont particulièrement riches et fournissent des informations détaillées sur les caractéristiques sociodémographiques des élèves, leurs trajectoires dans l'enseignement secondaire et supérieur, ainsi que leur situation professionnelle à l'entrée dans la vie active.

Les données recueillies sont de deux natures. D'une part, elles sont administratives, comprenant des informations sur le contexte socio-économique et le suivi scolaire, renseignées par les chefs d'établissement. D'autre part, elles sont déclaratives, portant sur les études supérieures et la situation professionnelle, et sont fournies par les enquêtés eux-mêmes. Ces données sont essentielles pour notre analyse puisqu'elles permettent d'établir un lien entre la réussite scolaire au début du collège et les revenus futurs. Cependant, leur caractère déclaratif et leur disponibilité limitée aux individus qui ont pu être retrouvés et ont accepté de répondre peuvent introduire des biais dans l'analyse.

La collecte des données s'est déroulée selon une temporalité précise, avec un suivi de cohorte effectué sur plus de vingt ans. Ce suivi a pris la forme d'enquêtes successives, menées tout au long de la scolarité secondaire, puis lors des études supérieures, et enfin à l'entrée dans la vie active. Les informations sur la scolarité secondaire proviennent de l'enquête Famille de 1998, de l'enquête sur l'orientation en fin de 3^e, et de l'enquête *Jeunes* de 2002. Les données relatives aux études supérieures ont été recueillies via l'enquête SUP, réalisée auprès des élèves inscrits dans un cursus supérieur après avoir obtenu le baccalauréat entre 2002 et 2006. Cette enquête a été reconduite chaque année jusqu'à l'obtention d'un diplôme de niveau master, couvrant ainsi une période de neuf ans à partir de 2002. Enfin, les données sur l'insertion professionnelle proviennent de l'enquête EVA, commencée en mars 2005 et poursuivie jusqu'en mars 2012.

³ Bien qu'un panel plus récent d'élèves du second degré soit disponible (le Panel d'élèves du second degré – recrutement 2007), il ne possède pas une profondeur historique suffisante pour établir un lien entre les compétences des élèves à l'entrée en 6^e et leur situation sur le marché du travail.

Statistiques descriptives

	Moyenne	Écart-type	Min	Max	Observations	Observations manquantes
Salaire mensuel net en 2012	1 439,5	882,34	0	9 503	7 541	10 289
Genre*	0,484		0	1	17 830	0
Année de naissance	1984		1981	1986	17 830	0
Score	0	1	-3,94	1,96	16 793	1 037
Expérience professionnelle	2,97		0	8	17 830	0
Origine géographique						
Né en France	0,962		0	1	17 830	0
Père français	0,85		0	1	17 830	0
Mère française	0,89		0	1	17 830	0
Petite tranche d'unité urbaine**	0,37		0	1	17 830	0
Département de l'établissement			001	720	17 830	0
Origine sociale						
Père en activité	0,87		0	1	17 550	280
Mère en activité	0,59		0	1	17 691	139
CSP du père			10	86	17 646	184
CSP de la mère			10	86	17 775	55
Environnement familial						
Enfant unique	0,11		0	1	17 818	12
Père présent au domicile à la sortie du collège	0,55		0	1	12 981	4 849
Mère présente au domicile à la sortie du collège	0,85		0	1	12 981	4 849
Aide scolaire à la maison	0,80		0	1	15 290	2 540
Activité sportive	0,43		0	1	15 290	2 540

Notes : * Prend la valeur de 1 s'il s'agit d'une femme et 0 autrement. ** La variable vaut 1 si l'établissement d'inscription lors de l'entrée en 6^e appartient à une petite tranche d'unité urbaine c'est-à-dire une commune rurale ou bien une commune urbaine de moins de 20 000 habitants.

Sources : Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 (MENJ-DEPP) et Enquête sur l'entrée dans la vie adulte 2005-2012 (Insee).

Analyse de la non-réponse

La plupart des données issues de suivi de cohortes sont exposées au phénomène d'attrition c'est-à-dire que des individus n'ont pas répondu à l'enquête alors qu'ils étaient sélectionnés dans l'échantillon.

Dans un premier temps, nous cherchons à déterminer si les individus qui n'ont pas répondu à l'enquête EVA présentent des caractéristiques spécifiques qui les distinguent des répondants. Cette analyse est essentielle, car une telle situation pourrait introduire un biais de sélection dans nos résultats. En effet, si l'échantillon de répondants ne reflète pas fidèlement la population initialement couverte par l'enquête, cela pourrait compromettre la validité de nos conclusions.

Pour évaluer ce risque, nous calculons le taux d'attrition, défini comme la proportion d'individus qui ont quitté l'enquête ou n'y ont pas répondu. Nous construisons une variable binaire indiquant si un individu a répondu ou non à l'enquête du

panel EVA et nous analysons l'influence des caractéristiques individuelles sur cette variable. L'objectif est d'identifier les facteurs qui sont corrélés à la non-réponse, en accordant une attention particulière à notre variable centrale : le score aux évaluations nationales en classe de 6^e.

Parmi les 17 830 des élèves de l'échantillon de départ, 10 310 ont été contactés dans le cadre de l'enquête EVA et, parmi eux, 8 677 ont effectivement répondu. Ainsi, la proportion d'élèves pour lesquels des informations sur la situation d'emploi et les salaires sont disponibles s'élève à 49 % par rapport à l'échantillon de départ. Ce taux d'attrition élevé s'explique par plusieurs facteurs : outre une attrition « naturelle » liée aux décès et aux départs à l'étranger, la diminution de la taille de l'échantillon résulte également des refus de répondre et des pertes de contact avec les enquêtés, souvent causées par un déménagement ou un changement de coordonnées ([Insee, 2010](#)).

Ces différentes formes d'attrition ne sont pas aléatoires et peuvent être associées à des caractéristiques individuelles déterminantes, telles que l'âge, la situation socio-économique ou le niveau d'études. Afin de limiter les biais potentiels, nous intégrons ces variables dans notre modèle afin d'améliorer la représentativité de l'échantillon et d'assurer la robustesse de nos conclusions. Cette approche vise à garantir que les résultats obtenus reflètent fidèlement les dynamiques de la population cible et ne sont pas biaisés par la sous-représentation de certains groupes. Nous faisons le choix de restreindre l'échantillon aux individus âgés de 24 ans ou plus au moment de l'enquête, ce qui est conforme à l'âge moyen de fin d'études des individus de notre échantillon et permet de limiter les biais de sélection liés à l'âge des enquêtés.

Notre stratégie empirique et les résultats sont détaillés en annexe ([Tableau A.1](#)). Ces derniers indiquent que l'attrition n'est pas homogène au sein de la population étudiée. Certaines caractéristiques individuelles influencent significativement la probabilité de réponse à l'enquête EVA, suggérant un biais potentiel dans la composition de l'échantillon des répondants. En particulier, la probabilité de réponse est positivement corrélée aux compétences en mathématiques et en français aux évaluations nationales de 6^e.

Calculs des pondérations

Pour minimiser les biais de sélection potentiels dans l'estimation du rendement salarial des compétences scolaires, nous adoptons une procédure classique de repondération de l'échantillon des répondants à l'enquête EVA. Cette méthode consiste à ajuster les poids associés aux observations de chaque individu afin que l'échantillon des répondants soit le plus représentatif possible de la population initialement sélectionnée, limitant ainsi les effets de l'attrition.

Concrètement, la repondération consiste à attribuer un poids plus élevé aux individus sous-représentés (ceux ayant une faible probabilité de répondre), afin de corriger les déséquilibres induits par la non-réponse. Le poids assigné à chaque individu est calculé comme l'inverse de sa probabilité prédite de réponse à l'enquête EVA (voir équation (A.1) dans l'annexe « Analyse de la non-réponse » et [Tableau A.1](#)).

Cette approche permet ainsi d'obtenir des estimations plus fiables des relations entre les variables étudiées, en réduisant les biais de sélection liés à l'attrition. Toutefois, elle repose sur l'hypothèse que les variables utilisées pour estimer la probabilité de réponse capturent bien les déterminants de la non-réponse. Si certains biais restent non observés, la correction peut s'avérer imparfaite, ce qui souligne l'importance d'une collecte de données initiale aussi complète que possible.

Effets des compétences scolaires sur les salaires

Stratégie empirique

Les différentes régressions présentées dans ce *Focus* visent à calibrer les indices EDP des politiques éducatives en estimant l'effet des compétences scolaires sur les salaires futurs. Pour cela, nous estimons une « équation de Mincer », du nom de l'économiste Jacob Mincer qui formalisa, pour la première fois, la relation entre le nombre d'années d'études, l'expérience professionnelle et le niveau de salaire ([Mincer, 1974](#)). Nous adaptons cette équation pour évaluer, dans le contexte français, l'impact d'une amélioration des compétences scolaires mesurées en 6^e sur les salaires observés à l'entrée dans la vie active.

La forme générique de l'équation de Mincer utilisée est la suivante :

$$\text{salaire}_{it} = \alpha + \theta \text{score}_i + \gamma_1 \text{exp}_{it} + \gamma_2 \text{exp}_{it}^2 + X_i' \Gamma + \lambda t + \epsilon_{it} \quad (1)$$

Les variables incluses dans la régression sont organisées en plusieurs vecteurs de caractéristiques afin de prendre en compte un ensemble aussi complet que possible de déterminants des salaires.

La variable score_i correspond aux scores calculés à partir des résultats obtenus par les élèves aux différents volets des évaluations nationales de 6^e en mathématiques et en français. Nous construisons un score global à l'aide d'une analyse en composantes principales (ACP) appliquée aux sous-ensembles des évaluations nationales. Cette méthode statistique permet de réduire la dimension des données tout en conservant l'information la plus pertinente. En synthétisant les compétences des élèves sur plusieurs sous-ensembles en une seule variable représentative, l'ACP optimise l'exploitation des données tout en évitant une perte d'information due à la variabilité des résultats entre les différentes composantes et à d'éventuelles réponses manquantes sur certaines d'entre elles.

Le vecteur X_i inclut plusieurs catégories de variables dont la valeur ne change pas au cours du temps : les caractéristiques démographiques de l'élève (genre, année et indication de naissance en France métropolitaine ou ailleurs), les caractéristiques socio-économiques de ses parents (nationalité, catégorie socioprofessionnelle et statut d'activité), la localisation géographique du collège fréquenté à l'entrée en 6^e (département et tranche d'unité urbaine de la commune où est situé le collège) et des informations relatives au contexte dans lequel l'individu a grandi (présence ou non des parents au domicile lorsque l'élève rentrait du collège, aide scolaire à la maison ou encore participation à des activités sportives), qui sont issues de l'enquête Famille menée en 1998.

La variable exp_{it} correspond au nombre d'années d'expérience professionnelle accumulées par l'individu jusqu'à la date t , qui est calculée comme la différence entre l'année d'observation et l'année de fin d'études. Elle est construite à partir des résultats recoupés de l'enquête EVA et de l'enquête SUP. La situation d'emploi ou de non-emploi est déterminée à partir de la situation professionnelle déclarée par les jeunes dans l'enquête SUP, ainsi que de leur réponse relative à leur statut professionnel dans l'enquête EVA. Nous incluons également le carré de cette variable, exp_{it}^2 , afin de prendre en compte des effets potentiellement non linéaires de l'expérience professionnelle sur le salaire ([Heckman, Lochner et Todd, 2003](#)).

Enfin, λt représente les effets fixes associés aux années d'observation, permettant de prendre en compte les tendances générales de l'évolution des salaires dans le temps.

Sous l'hypothèse que les variables de contrôle sont suffisamment riches pour neutraliser les biais de variable omise et que les pondérations permettent de corriger d'éventuels biais de non-réponse, le coefficient θ peut être interprété comme mesurant l'impact causal d'une augmentation d'un écart-type du score aux évaluations de 6^e sur le salaire.

L'équation de Mincer est généralement estimée en utilisant le logarithme du salaire comme variable dépendante. Cette spécification permet d'interpréter directement le coefficient θ comme une semi-élasticité, soit l'augmentation relative du salaire (en pourcentage) résultant d'une augmentation d'un écart-type des compétences scolaires, ce qui présente l'avantage de rendre la mesure indépendante de l'unité monétaire utilisée. Cependant, cette approche soulève une difficulté lorsque les compétences scolaires influencent non seulement le niveau de salaire, mais également la probabilité d'être en emploi. En effet, dans ce cas, l'équation (1) ne prend en compte que les variations de salaire parmi les individus en emploi – le logarithme du salaire n'étant pas défini lorsque celui-ci est nul. Cette spécification ne capture donc pas le bénéfice salarial total, qui inclut également l'effet indirect des compétences scolaires sur la probabilité d'accès à l'emploi.

Pour mesurer cet effet total, on peut partir de l'égalité suivante :

$$\text{revenu salarial} = \text{salaire} \times P(\text{emploi} = 1) \quad (2)$$

où $P(\text{emploi} = 1)$ désigne la probabilité d'être en emploi. L'impact d'une augmentation d'un écart type des compétences scolaires sur le revenu salarial relatif (en pourcentage) peut alors être exprimé comme la somme de deux effets distincts : (1) son impact sur le salaire (en pourcentage), conditionnel au fait d'être en emploi et (2) son impact sur la probabilité d'être en emploi (en pourcentage)⁴.

⁴ L'équation (1) implique en effet que $(dw_R/ds) \times (1/w_R) = (dw/ds) \times (1/w) + (dP_e/ds) \times (1/P_e)$ où s désigne le score standardisé, w_R le revenu salarial, w le salaire, et P_e la probabilité d'être en emploi. La variation proportionnelle du revenu salarial induite par une augmentation d'un écart-type du score standardisé est donc égale à la somme de la variation proportionnelle du salaire et de la variation proportionnelle de la probabilité d'être en emploi.

Dans la suite de cette section, nous estimons séparément ces deux effets à partir des données de l'enquête EVA, en examinant successivement l'impact d'une augmentation d'un écart-type du score global aux évaluations de 6^e sur le salaire mensuel et son effet sur le taux d'emploi des individus enquêtés à l'entrée dans la vie active.

Effet sur les salaires

La première étape de l'analyse consiste à estimer l'impact des compétences scolaires sur le salaire mensuel à l'aide de l'équation de Mincer suivante :

$$\log w_{it} = \alpha + \theta \text{score}_i + \gamma_1 \exp_{i,t} + \gamma_2 \exp_{i,t}^2 + X_i' \Gamma + \epsilon_{i,t} \quad (3)$$

où la variable $\log w_{it}$ représente le logarithme du salaire mensuel net de l'individu i à la date t , exprimé en euros constants de 2015. La variable score_i est calculée à partir d'une analyse en composantes principales des résultats aux différents sous-ensembles des évaluations nationales de 6^e en mathématiques et en français et cette variable est normalisée de manière à avoir une moyenne nulle et une variance égale à un dans l'échantillon initial du Panel Secondaire 1995. L'échantillon considéré ici inclut uniquement les individus âgés de 24 ans ou plus qui ont déclaré percevoir un salaire.

Pour tenir compte des valeurs manquantes parmi les variables de contrôle X_i , nous appliquons une méthode d'imputation combinée à des indicatrices de valeur manquante. Les valeurs manquantes des variables continues sont remplacées par la moyenne observée dans l'échantillon, tandis que celles des variables catégorielles sont imputées par la catégorie la plus fréquente. En complément, nous introduisons des indicatrices de valeur manquante, qui signalent, pour chaque variable explicative, si la valeur a été imputée ou non pour l'individu considéré. Cette approche permet de prendre en compte le biais d'imputation, en limitant son impact tout en capturant d'éventuels schémas de non-réponse — par exemple, si la probabilité d'avoir une valeur manquante est corrélée à certaines caractéristiques des individus.

Afin de vérifier la robustesse de nos résultats, nous avons procédé à une analyse similaire sans imputation des variables manquantes (Tableau A2 et A3). Les observations sont pondérées par l'inverse de la probabilité de réponse à l'enquête EVA (voir « [Calcul des pondérations](#) »). Dans la mesure où un même individu peut être interrogé à plusieurs reprises et, par conséquent, avoir déclaré plusieurs fois un salaire, on tient compte de la corrélation entre les termes d'erreurs entre les observations d'un même individu ; les écarts-types des coefficients de régression sont indiqués entre parenthèses et sont « clustérisés » au niveau de chaque individu.

Encadré 1. Interpréter les tailles d'effet dans les études sur l'éducation

Dans la recherche en éducation, les effets des interventions éducatives sont généralement exprimés en unités d'écart-type. Cette mesure permet de comparer des résultats obtenus dans des contextes différents en les ramenant à une échelle standardisée. L'écart-type mesure la dispersion des résultats autour de la moyenne : indiquer qu'une intervention produit un effet de 0,2 écart-type (ou 20 % d'un écart-type) revient à dire que, en moyenne, les élèves concernés ont obtenu des scores supérieurs de 0,2 écart-type à ceux du groupe témoin.

Le tableau ci-dessous propose d'interpréter concrètement les tailles d'effet exprimées en unités d'écart-type, en les traduisant en gains de centiles. Cela permet de visualiser à quel point une intervention éducative peut faire progresser un élève dans la distribution des performances :

Taille des effets	Interprétation ^a
0,10 écart-type	Du 50 ^e au 54 ^e centile
0,20 écart-type	Du 50 ^e au 58 ^e centile
0,30 écart-type	Du 50 ^e au 62 ^e centile
0,40 écart-type	Du 50 ^e au 66 ^e centile
0,50 écart-type	Du 50 ^e au 69 ^e centile

Dans la littérature empirique, on considère généralement un effet inférieur à 0,05 écart-type comme faible, un effet compris entre 0,05 et 0,20 comme modéré, et un effet supérieur ou égal à 0,20 comme important^b. Ces seuils tiennent compte du fait que, dans le domaine éducatif, les effets observés dans le cadre d'évaluations rigoureuses (expérimentations ou quasi-expérimentations) sont souvent plus modestes que dans d'autres secteurs des politiques publiques.

^a Cette interprétation suppose une distribution normale.

^b Kraft M. (2020) : « [Interpreting Effect Sizes of Education Interventions](#) », *Educational Researcher*, 49(4), p. 241-253.

Les estimations obtenues à l'aide de l'équation (3) sont présentées dans le [tableau 1](#), où chaque colonne correspond à un modèle intégrant un nombre croissant de variables de contrôle. La colonne (1) contrôle pour le genre, l'expérience professionnelle et l'année d'observation. La colonne (2) ajoute les contrôles pour l'origine sociale des élèves, la colonne (3) les contrôles pour l'origine géographique et la colonne (4) les contrôles pour l'environnement familial. Dans chaque cas, les contrôles sont définis pour l'année d'observation du salaire.

Les résultats ainsi obtenus indiquent qu'une augmentation d'un écart-type des compétences scolaires aux évaluations nationales de 6^e se traduit par une augmentation comprise entre 7,0 % et 9,6 % du salaire mensuel à l'entrée dans la vie active. Les résultats varient peu selon les spécifications, dès lors que le genre, l'expérience professionnelle et l'année d'observation sont contrôlés. Dans la suite de l'analyse, nous retenons l'estimation obtenue avec l'ensemble des variables de contrôle, soit 7,0 %.

Tableau 1. Impact des résultats aux évaluations de 6^e sur le salaire mensuel net à l'entrée dans la vie active : résultats avec variables manquantes imputées

Variable dépendante : logarithme du salaire mensuel net (en euros de 2015)				
	(1)	(2)	(3)	(4)
Score	0,096*** (0,006)	0,074*** (0,006)	0,077*** (0,006)	0,070*** (0,006)
Contrôles				
Genre	✓	✓	✓	✓
Année d'observation	✓	✓	✓	✓
Expérience	✓	✓	✓	✓
Origine sociale		✓	✓	✓
Origine géographique			✓	✓
Environnement familial				✓
Indicatrices de valeur manquante	✓	✓	✓	✓
Observations	25 946	25 946	25 946	25 946
R ²	0,122	0,154	0,171	0,175

Lecture : Dans la spécification de la colonne 4, une augmentation d'un écart type du score aux items de mathématiques et de français des évaluations nationales de 6^e est associée à une augmentation de 7,0 % du salaire mensuel net à l'entrée dans la vie active.

Notes : Les erreurs-types des coefficients de régression sont indiquées entre parenthèses et sont clusterisés au niveau de chaque individu pour tenir compte du fait qu'un même individu peut être observé avec plusieurs salaires au cours du temps. * / ** / *** : coefficient significatif au seuil de 10 % / 5 % / 1 %.

Sources : Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 (MENJ-DEPP) et Enquête sur l'entrée dans la vie adulte 2005-2012 (Insee).

Effets sur la probabilité d'être en emploi

La seconde étape de l'analyse consiste à estimer l'impact des compétences scolaires sur la probabilité d'être en emploi à l'aide de l'équation de Mincer suivante :

$$\text{emploi}_{it} = \alpha + \theta \text{score}_i + \gamma_1 \exp_{i,t} + \gamma_2 \exp_{i,t}^2 + X_i' \Gamma + \lambda t + \epsilon_{i,t} \quad (4)$$

où emploi_{it} est une indicatrice qui prend la valeur un si l'individu i est en emploi à la date t , et zéro sinon. Un individu est considéré comme en emploi s'il déclare percevoir un salaire. L'échantillon considéré ici est plus large que celui utilisé pour estimer l'équation (3), dans la mesure où il inclut l'ensemble des répondants de l'enquête EVA, qu'ils déclarent percevoir un salaire ou non. Comme précédemment, on impute les valeurs manquantes des variables de contrôle X_i en utilisant une méthode d'imputation par la moyenne et la valeur modale combinée à des indicatrices de valeur manquante. L'échantillon est restreint aux individus âgés de 24 ans ou plus, et les observations sont pondérées par l'inverse de la probabilité de réponse à l'enquête EVA.

Les résultats sont présentés dans le [Tableau 2](#), qui intègre dans la colonne 4 le plus haut niveau de contrôle. Les estimations indiquent qu'une augmentation d'un écart-type du score global aux évaluations de 6^e entraîne une hausse de la

L'effet des compétences scolaires sur les salaires futurs

probabilité d'être en emploi comprise entre 2,0 et 3,1 points de pourcentage. Une fois le genre, l'expérience professionnelle et l'année d'observation pris en compte, cet effet apparaît peu sensible aux variables de contrôle incluses dans la régression, suggérant une relation robuste entre les compétences scolaires et l'insertion professionnelle. D'après les résultats de la régression incluant l'ensemble des variables de contrôle, cette augmentation correspond à une hausse relative de 2,5 % de la probabilité d'être en emploi – le taux d'emploi moyen des individus âgés de 24 à 30 ans de l'échantillon étant de 83,2 %.

Tableau 2. Impact des résultats aux évaluations de 6^e sur la probabilité d'être en emploi à l'entrée dans la vie active

Résultats de la régression de Mincer emploi : résultats avec variables manquantes imputées et différents niveaux de contrôle

Variable dépendante : indicatrice qui prend la valeur 1 si l'individu est en emploi				
	(1)	(2)	(3)	(4)
Score	0,031*** (0,003)	0,020*** (0,003)	0,022*** (0,003)	0,021*** (0,003)
Contrôles				
Genre	✓	✓	✓	✓
Année d'observation	✓	✓	✓	✓
Expérience	✓	✓	✓	✓
Origine sociale		✓	✓	✓
Origine géographique			✓	✓
Environnement familial				✓
Indicatrices de valeur manquante	✓	✓	✓	✓
Observations	37 448	37 448	37 448	37 448
R ²	0,606	0,610	0,613	0,613

Lecture : Dans la spécification de la colonne 4, une augmentation d'un écart-type du score aux items de mathématiques et de français des évaluations nationales de 6^e est associée à une augmentation de 2,1 points de pourcentage de la probabilité d'être en emploi.

Notes : Les écarts-types des coefficients de régression sont indiqués entre parenthèses et sont clustérisés au niveau de chaque individu pour tenir compte du fait qu'un même individu peut être observé avec plusieurs salaires au cours du temps. * / ** / *** : coefficient significatif au seuil de 10 % / 5 % / 1 %.

Sources : Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 (MEN-DEPP) et Enquête sur l'entrée dans la vie adulte 2005-2012 (Insee).

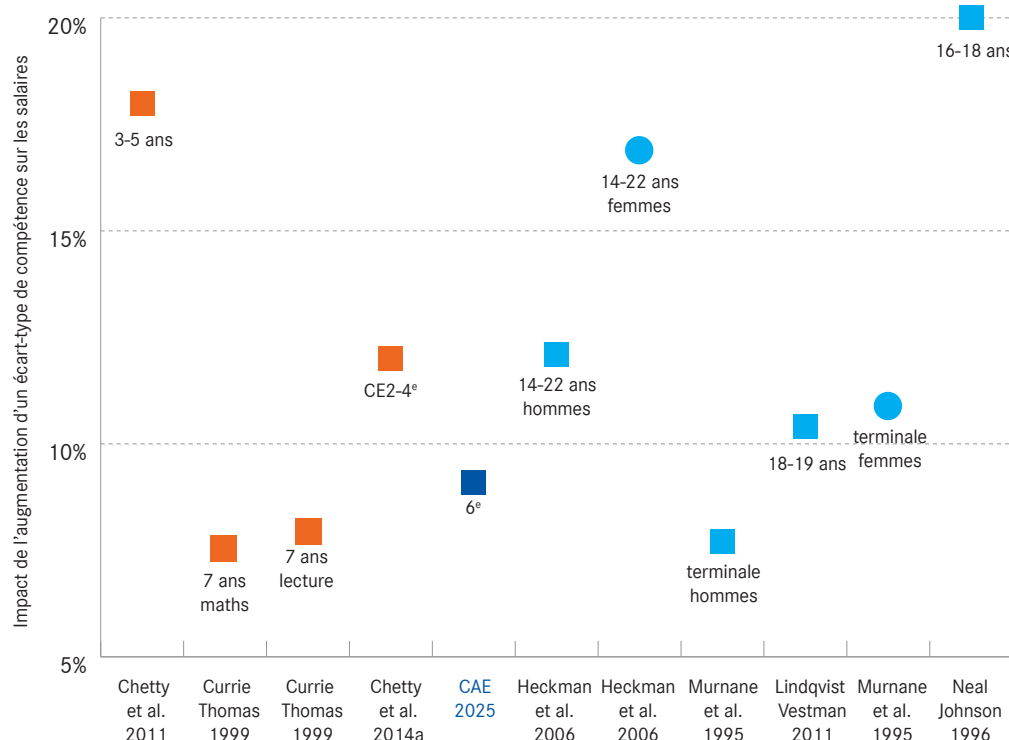
Effets sur le revenu salarial

Les estimations précédentes permettent d'estimer l'impact des compétences scolaires sur le revenu salarial en appliquant la décomposition décrite plus haut, qui correspond à la somme de deux effets distincts : (1) l'impact des compétences scolaires sur le salaire (en pourcentage), conditionnel au fait d'être en emploi, et (2) l'impact des compétences scolaires sur la probabilité d'être en emploi (en pourcentage).

Cet effet est obtenu en additionnant les effets estimés sur les salaires et la probabilité d'être en emploi, soit 7,0 % et 2,5 % respectivement. Notre analyse conclut donc à une augmentation de 9,5 % du revenu salarial en début de carrière pour une augmentation d'un écart-type du score obtenu aux évaluations de 6^e.

Comparaison avec la littérature et conclusion

Figure 1. Impact des compétences scolaires sur les salaires



Notes : En bleu foncé, notre estimation de l'impact des compétences scolaires sur les salaires. Les autres études évaluent ce même impact de façon expérimentale sur des données aux États-Unis et en Suède. Sont reportées en orange celles portant sur des élèves du primaire et du collège, et en bleu clair les estimations auprès d'élèves de lycée.

Notre estimation du rendement salarial des compétences scolaires pour des élèves de 6^e en France se situe dans la fourchette des estimations disponibles dans la littérature (figure 1), qui ont été obtenues à partir de données d'enquêtes portant sur des cohortes d'élèves aux États-Unis⁶. [Lindqvist et Vestman \(2011\)](#) utilisent des données suédoises pour leur estimation.

Il est important de noter que ces estimations, généralement fondées sur une équation de Mincer, peuvent varier en fonction de la spécification économétrique adoptée, de l'âge auquel les élèves ont passé les évaluations de compétences et de l'âge auquel leur statut d'emploi et leur salaire ont été mesurés. Notre estimation repose sur une approche conservatrice, en intégrant un grand nombre de variables de contrôle afin de limiter les biais potentiels, ce qui peut expliquer qu'elle se situe plutôt dans le bas de la fourchette des résultats observés dans la littérature. Ce choix, permet ainsi de limiter le risque de surestimation des indices EDP des politiques éducatives qui mobilisent ce paramètre.

Une estimation de l'effet des compétences socio-comportementales et des compétences en calcul sur les salaires a été réalisée par le CAE en 2022 à partir des données PIAAC et selon une stratégie empirique différente⁶. Les résultats de cette étude indiquent qu'une augmentation d'un écart-type des compétences socio-comportementales est associée à une hausse de 4,2 % du salaire horaire, tandis qu'une augmentation d'un écart-type des compétences en calcul entraîne une augmentation de 4,4 %. Le modèle utilisé reposait sur une équation Mincer, régressant le logarithme des salaires horaires sur les compétences socio-comportementales, l'éducation, l'expérience, les compétences en calcul, ainsi qu'une série de contrôles et des effets fixes relatifs à la profession, au secteur et à la taille de l'entreprise.

Dans notre analyse, nous nous concentrons sur le rendement des compétences des élèves de 6^e en mobilisant les résultats aux tests standardisés issus des évaluations nationales de 6^e en contrôlant pour des variables telles que l'origine sociale, géographique et l'environnement familial. Notre approche offre l'avantage d'estimer plus globalement l'effet

⁶ Chetty et al. (2011), Currie et Thomas (1999), Chetty, Friedman et Rockoff (2014a), Chetty, Friedman et Rockoff (2014b), Heckman, Stixrud et Urzua (2006), Murnane, Willet et Levy (1995)

⁷ Guadalupe M. et Ng B. (2022) : « Soft Skills et productivité en France », CAE, Focus n° 92 (septembre).

des compétences scolaires sur les revenus, non seulement sur le salaire futur mais aussi sur la probabilité d'accéder à un emploi selon le niveau des compétences scolaires.

Notre étude estime le rendement salarial de l'éducation en France pour les élèves entrant en 6^e, en s'appuyant sur des données observables à court terme. Bien que nos résultats soient proches des estimations disponibles dans la littérature. Il est important de souligner les limites méthodologiques liées à l'absence de suivi des trajectoires salariales sur le long terme. Cette contrainte réduit la capacité à capturer pleinement l'impact de l'éducation au-delà des premières années de vie active. Toutefois, cette approche prudente permet une évaluation mesurée des effets des politiques éducatives sur les salaires.

Bibliographie

- Becker G. (1964): [*Human Capital. A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education*](#), Columbia University Press.
- Chetty R., Friedman J., Hilger N., Saez E., Whitmore Schanzenbach D. et Yagan D. (2011): « [How Does Your Kindergarten Classroom Affect Your Earnings? Evidence from Project STAR](#) », *Quarterly Journal of Economics*, n° 126, p. 1593-1660.
- Chetty R., Friedman J. N. et Rockoff J. E. (2014): « [Measuring the Impacts of Teachers I: Evaluating Bias in Teacher Value-Added Estimates](#) », *American Economic Review*, vol. 104(9), p. 2593-2632
- Chetty R., Friedman J. N. et Rockoff J. E. (2014): « [Measuring the Impacts of Teachers II: Teacher Value-Added and Student Outcomes in Adulthood](#) », *American Economic Review*, vol. 104(9), p. 2633-2679.
- Currie J. et Thomas D. (1999): « [Early Test Scores, Socioeconomic Status and Future Outcomes](#) », *NBER Working Papers*, n° 6943.
- DEPP (2024): « [Le parcours scolaire, les compétences et l'insertion professionnelle des élèves entrés en 6^e en 1995](#) », Document de travail, série études n° 2024-E26.
- Finkelstein A., et Hendren N. (2020): « [Welfare Analysis Meets Causal Inference](#) », *The Journal of Economic Perspectives*, 34(4), p. 146-167.
- Guadalupe M. et Ng B. (2022): « [Soft Skills et productivité en France](#) », CAE, *Focus* n° 92, septembre.
- Goux D., Maurin E. (1994-1995): « [Éducation, expérience et salaire](#) », *Économie & prévision*, n° 116, Économie de l'éducation, p. 155-178.
- Heckman J., Lochner L. et Todd P. (2003): « [Fifty Years of Mincer Earnings Regressions](#) », *NBER Working Papers* n° 9732.
- Heckman J., Stixrud J. et Urzua S. (2006): « [The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior](#) », *Journal of Labor Economics*, n° 24, p. 411-482.
- Hendren N. et Sprung-Keyser B. (2020): « [A Unified Welfare Analysis of Government Policies](#) », *Quarterly Journal of Economics*, 135 (3), p. 209-1318.
- Insee (2010): Calcul d'une pondération globale en 2005 pour le panel d'élèves entrés en 6^e en 1995, Direction des statistiques démographiques et sociales, Département de l'emploi et des revenus d'activités, Division emploi.
- Kline P. Walters C. (2016): « [Evaluating Public Programs with Close Substitutes: The Case of Head Start](#) », *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4), p. 1795-1848.
- Lindqvist E. et Vestman R. (2011): « [The Labor Market Returns to Cognitive and Noncognitive Ability: Evidence from the Swedish Enlistment](#) », *American Economic Journal. Applied Economics*, 3(1), p. 101-128.
- Mincer J. A. (1974): [*Schooling, Experience and Earnings*](#), Columbia University Press for the National Bureau of Economic Research.
- Murat F. (2024) : « [Le parcours scolaire, les compétences et l'insertion professionnelle des élèves entrés en 6^e en 1995](#) », Document de travail n° 2024-E26, Direction de l'évaluation, de la prospective et de la performance (DEPP).
- Murnane R., Willet J. et Levy F. (1995): « [The Growing Importance of Cognitive Skills in Wage Determination](#) », *The Review of Economics and Statistics*, 77(2), p. 251-266.

Annexes

Analyse de la non-réponse

Pour analyser le lien entre les caractéristiques observables des individus et leur probabilité de réponse à l'enquête EVA, nous estimons le modèle suivant :

$$\text{RéponseEVA}_{i,t} = \theta \text{score}_i + X_i' \Gamma + \Phi \text{exp}_{i,t} + \gamma \text{exp}_{i,t}^2 + \lambda t + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

où $\text{RéponseEVA}_{i,t}$ est une variable binaire indiquant si l'individu i a répondu à l'enquête EVA lors de l'année t . Les variables incluses dans la régression sont organisées en plusieurs vecteurs de caractéristiques afin de prendre en compte un ensemble aussi complet que possible de déterminants de l'attrition.

La variable score_i correspond aux scores calculés à partir des résultats obtenus par les élèves aux items des évaluations nationales de 6^e en mathématiques et en français. Nous construisons un score global à l'aide d'une analyse en composantes principales (ACP) appliquée aux sous-ensembles des évaluations nationales. Cette méthode statistique permet de réduire la dimension des données tout en conservant l'information la plus pertinente. En synthétisant les compétences des élèves sur plusieurs sous-ensembles en une seule variable représentative, l'ACP optimise l'exploitation des données tout en évitant une perte d'information due à la variabilité des résultats entre les différents items et à d'éventuelles réponses manquantes sur certains items.

Le vecteur X_i inclut plusieurs catégories de variables dont la valeur ne change pas au cours du temps : les caractéristiques démographiques de l'élève (genre et indication de naissance en France métropolitaine ou ailleurs), les caractéristiques socio-économiques de ses parents (nationalité, catégorie socioprofessionnelle et statut d'activité), la localisation géographique du collège fréquenté à l'entrée en 6^e (département et tranche d'unité urbaine de la commune où est situé le collège) et des informations relatives au contexte dans lequel l'individu a grandi (présence ou non des parents au domicile lorsque l'élève rentrait du collège, aide scolaire à la maison ou encore participation à des activités sportives), qui sont issues de l'enquête *Famille* menée en 1998.

La variable $\text{exp}_{i,t}$ correspond aux nombres d'années d'expérience professionnelle accumulées par l'individu jusqu'à la date t , qui est calculée comme la différence entre l'année d'observation et l'année de fin d'études. Elle est construite à partir des résultats recoupés de l'enquête EVA et de l'enquête SUP. La situation d'emploi ou de non-emploi est déterminée à partir de la situation professionnelle déclarée par les jeunes dans l'enquête SUP, ainsi que de leur réponse relative à leur statut professionnel dans l'enquête EVA. Nous incluons également le carré de cette variable ($\text{exp}_{i,t}^2$), afin de prendre en compte des effets potentiellement non-linéaires de l'expérience professionnelle puisque la relation entre test-score et salaire d'entrée est influencée par l'expérience professionnelle ([Heckman, Lochner et Todd, 2003](#)).

Enfin, λt représente les effets fixes associés aux années d'observation, qui permettent de contrôler la variation des taux de réponse au cours du temps.

Pour tenir compte des valeurs manquantes parmi les variables incluses dans l'équation (A.1), nous appliquons une méthode d'imputation combinée à des indicatrices de valeur manquante. Les valeurs manquantes des variables continues sont remplacées par la moyenne observée dans l'échantillon, tandis que celles des variables catégorielles sont imputées par la catégorie la plus fréquente. En complément, nous introduisons des indicatrices de valeur manquante, qui signalent pour chaque variable explicative si la valeur a été imputée ou non pour l'individu considéré. Cette approche permet de prendre en compte le biais d'imputation, en limitant son impact tout en capturant d'éventuels schémas de non-réponse – par exemple, si la probabilité d'avoir une valeur manquante est corrélée à certaines caractéristiques des individus. Toutefois, une limite de cette approche est qu'elle peut conduire à sous-estimer la variabilité réelle des données, ce qui peut affecter la précision des estimations.

Les résultats indiquent que l'attrition n'est pas homogène au sein de la population étudiée. Certaines caractéristiques individuelles influencent significativement la probabilité de réponse à l'enquête EVA, suggérant un biais potentiel dans la composition de l'échantillon des répondants. En particulier, la probabilité de réponse est positivement corrélée aux compétences en mathématiques et en français aux évaluations nationales de 6^e.

Tableau A1. Impact des caractéristiques observables sur la probabilité de réponse à l'enquête EVA

Variable dépendante : individu ayant répondu à l'enquête EVA	
Score standardisé aux évaluations de 6 ^e	0,206*** (0,022)
Genre	0,353*** (0,036)
Naissance en France	0,280*** (0,096)
Nationalité française du père	-0,115 (0,089)
Nationalité française de la mère	-0,082 (0,093)
Père en activité	-0,016 (0,077)
Mère en activité	-0,001 (0,046)
Profession du père (catégorie omise : sans profession)	
agriculteur exploitant	0,564** (0,273)
artisan	0,123 (0,248)
commerçant et assimilé	0,308 (0,256)
chef d'entreprise de 10 salariés ou plus	0,319 (0,268)
profession libérale ou assimilé	0,533** (0,260)
cadre de la fonction publique	0,507* (0,270)
professeur	0,592** (0,282)
profession scientifique	1,023*** (0,326)
profession de l'information, des arts et des spectacles	0,485 (.)
cadre administratif et commercial d'entreprise	0,375 (0,248)
ingénieur / cadre technique	0,575** (0,248)
instituteur	0,500* (0,271)
profession intermédiaire de la santé et du travail social	0,400 (0,275)
clergé religieux	-0,537 (1,264)
profession intermédiaire administrative de la fonction publique	0,312 (0,266)
profession intermédiaire administrative et commerciale des entreprises	0,440* (0,256)
technicien	0,310 (0,249)
contremaître, agent de maîtrise	0,198 (0,251)

L'effet des compétences scolaires sur les salaires futurs

employé civil et agent de service de la fonction publique	0,286 (0,250)
policier / militaire	0,088 (0,264)
employé administratif d'entreprise	0,019 (0,265)
employé de commerce	0,671** (0,291)
personnel des services directs aux particuliers	-0,039 (0,305)
ouvrier qualifié	0,139 (0,238)
ouvrier non qualifié	0,084 (0,244)
ouvrier agricole	-0,166 (0,290)
chômeur n'ayant jamais travaillé	-0,942 (0,679)
profession non déclarée	0,012 (0,251)
Profession de la mère (catégorie omise : sans profession)	
agricultrice exploitante	0,180 (0,187)
artisane	0,180 (0,166)
commerçante	0,039 (0,146)
chefe d'entreprise de 10 salariés et plus	0,180 (0,320)
profession libérale	0,841*** (0,178)
cadre de la fonction publique	0,490** (0,197)
professeure	0,469*** (0,150)
profession scientifique	0,477** (0,198)
profession de l'information des arts et des spectacles	0,426* (0,223)
cadre administrative et commerciale d'entreprise	0,043 (0,142)
ingénieure et cadre technique d'entreprise	0,477** (0,232)
institutrice	0,387*** (0,108)
profession intermédiaire de la santé et du travail social	0,333*** (0,095)
membre du clergé, religieuse	3,098* (1,753)
profession intermédiaire administrative de la fonction publique	0,435*** (0,152)
profession intermédiaire administrative et commerciale des entreprises	0,101 (0,104)
technicienne	0,328 (0,208)

contremaître / agent de maîtrise	0,099 (0,757)
employée civile et agent de service de la fonction publique	0,099 (0,079)
policière ou militaire	0,367 (0,726)
employée administrative d'entreprise	0,177** (0,079)
employée de commerce	-0,068 (0,097)
personnel des services directs aux particuliers	-0,093 (0,079)
ouvrière qualifiée	-0,194* (0,104)
ouvrière non qualifiée	-0,238*** (0,086)
ouvrière agricole	-0,284 (0,238)
chômeuse n'ayant jamais travaillé	-0,272 (0,293)
profession non déclarée	-0,458** (0,206)
Environnement familial	
Activité sportive	0,033 (0,039)
Aide scolaire à la maison	-0,003 (0,047)
Père présent au domicile à la sortie de l'école	0,030 (0,043)
Mère présente au domicile à la sortie de l'école	-0,051 (0,058)
Commune de l'établissement appartenant à une petite tranche d'unité urbaine	-0,058 (0,042)
Année d'observation	
2006	-0,422 (0,474)
2007	-0,994** (0,480)
2008	-1,408*** (0,480)
2009	-1,678*** (0,481)
2010	-2,014*** (0,481)
2011	-2,521*** (0,481)
Expérience professionnelle	1,334 (0,025)
Expérience professionnelle ²	-0,059 (0,004)
Observations	75,231

Lecture : Les élèves du Panel du second degré 1995 qui ont obtenu des scores plus élevés en mathématiques et en français aux évaluations nationales de sixième ont une probabilité plus élevée d'avoir répondu à l'enquête EVA menée entre 2005 et 2012 sur le sous-échantillon des plus de 24 ans, soit l'âge de fin d'études. **Notes :** Les erreurs-types des coefficients de régression sont indiquées entre parenthèses. * / ** / *** : coefficient significatif au seuil de 10 % / 5 % / 1 %. Les erreurs types sont « clusterisées » au niveau de chaque individu.

Sources : Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 (MENJ-DEPP) et Enquête sur l'entrée dans la vie adulte 2005-2012 (Insee).

L'effet des compétences scolaires sur les salaires futurs

Tableau A2. Impact des résultats aux évaluations de 6^e sur le salaire mensuel net à l'entrée dans la vie active : résultats avec variables manquantes non imputées

Variable dépendante : Logarithme du salaire mensuel net (en euros de 2015)				
	(1)	(2)	(3)	(4)
Score standardisé aux évaluations de 6 ^e	0,099*** (0,006)	0,078*** (0,006)	0,080*** (0,006)	0,077*** (0,006)
Contrôles				
Genre	✓	✓	✓	✓
Année d'observation	✓	✓	✓	✓
Expérience	✓	✓	✓	✓
Origine sociale		✓	✓	✓
Origine géographique			✓	✓
Environnement familial				✓
Observations	20 056	20 056	20 056	20 056
R ²	0,126	0,157	0,175	0,178

Lecture : Dans la spécification de la colonne 4, une augmentation d'un écart-type du score global obtenu aux évaluations nationales de 6^e est associée à une augmentation de 7,7 % du salaire mensuel net à l'entrée dans la vie active.

Notes : Les erreurs-types des coefficients de régression sont indiquées entre parenthèses et sont « clusterisées » au niveau de chaque individu pour tenir compte du fait qu'un même individu peut être observé avec plusieurs salaires au cours du temps. * / ** / *** : coefficient significatif au seuil de 10 % / 5 % / 1 %.

Sources : Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 (MENJ-DEPP) et Enquête sur l'entrée dans la vie adulte 2005-2012 (Insee).

Tableau A3. Impact des résultats aux évaluations de 6^e sur la probabilité d'être en emploi à l'entrée dans la vie active : résultats avec variables manquantes non imputées

Variable dépendante : indicatrice qui prend la valeur 1 si l'individu est en emploi				
	(1)	(2)	(3)	(4)
Score standardisé aux évaluations de 6 ^e	0,032*** (0,003)	0,023*** (0,003)	0,024*** (0,003)	0,023*** (0,003)
Contrôles				
Genre	✓	✓	✓	✓
Année d'observation	✓	✓	✓	✓
Expérience	✓	✓	✓	✓
Origine sociale		✓	✓	✓
Origine géographique			✓	✓
Environnement familial				✓
Observations	28 621	28 621	28 621	28 621
R ²	0,597	0,601	0,604	0,604

Lecture : Les estimations indiquent qu'une augmentation d'un écart-type du score global aux évaluations de 6^e entraîne une hausse de la probabilité d'être en emploi de 2,3 points de pourcentage pour le modèle ayant le plus haut niveau de contrôle.

Notes : Les erreurs-types des coefficients de régression sont indiquées entre parenthèses et sont « clusterisés » au niveau de chaque individu pour tenir compte du fait qu'un même individu peut être observé avec plusieurs salaires au cours du temps. * / ** / *** : coefficient significatif au seuil de 10 % / 5 % / 1 %.

Sources : Panel d'élèves du second degré – recrutement 1995 (MENJ-DEPP) et Enquête sur l'entrée dans la vie adulte 2005-2012 (Insee).



**conseil d'analyse
économique**

Le Conseil d'analyse économique, créé auprès du Premier ministre, a pour mission d'éclairer, par la confrontation des points de vue et des analyses de ses membres, les choix du gouvernement en matière économique.

Président délégué Xavier Jaravel

Secrétaire générale Hélène Paris

Conseillers scientifiques

Jean Beuve, Claudine Desrieux,
Maxime Fajeau, Arthur Poirier

Économistes/Chargés d'études

Nicolas Grimpel, Lucie Huang, Alice Lapeyre,
Emma Laveissière, Antoine Lopes

Membres Adrien Auclert, Emmanuelle Auriol,
Antoine Bozio, Sylvain Chassang, Anne Epaulard,
Gabrielle Fack, François Fontaine, Julien Grenet,
Maria Guadalupe, Fanny Henriet, Xavier Jaravel,
Sébastien Jean, Camille Landais, Isabelle Méjean,
Thomas Philippon, Xavier Ragot, Alexandra Roulet,
Katheline Schubert, Jean Tirole

Correspondants

Dominique Bureau, Anne Perrot, Aurélien Saussay,
Ludovic Subran

Toutes les publications du Conseil d'analyse
économique sont téléchargeables sur son site :
www.cae-eco.fr

ISSN 2971-3560 (imprimé)
ISSN 2999-2524 (en ligne)

Contact Presse Hélène Spoladore
helene.spoladore@cae-eco.fr — Tél. : 01 42 75 77 47