

## **Baisse de la productivité en France : échec en « maths » ?**

**Raphaël Martin, Thomas Renault et Baptiste Roux<sup>(\*)</sup>**

Le lien entre capital humain et productivité a fait l'objet de nombreuses recherches dont les résultats convergent : le stock de capital humain constitue l'un des déterminants majeurs de la croissance de la productivité (voir les travaux fondateurs de Nelson et Phelps, 1966 ; Lucas, 1988 ou Barro, 1991). Dans un document de travail récent, France Stratégie (2020) évalue quantitativement le rôle prépondérant, à hauteur des trois quarts de l'effet total, du capital humain dans le ralentissement de la productivité au cours des 30 dernières années. Parmi les disciplines évaluées dans le cadre des enquêtes de compétences (lecture et écriture, mathématiques, sciences), les mathématiques focalisent l'attention en raison de la dégradation particulièrement forte des scores français, motivant par la suite la remise du rapport Villani-Torossian, datant de 2018, ainsi que le rapport de la Commission des finances (2021) sur l'enseignement des mathématiques. L'utilisation de compétences mathématiques est en outre associée aux secteurs de l'innovation, susceptibles d'agir comme moteur de la productivité à l'échelle de l'économie. Jones (1995) estime ainsi que les scientifiques et ingénieurs travaillant en R&D sont à l'origine de 50 % de la croissance américaine de la productivité à long terme. Peri *et al.* (2015) identifient un lien de causalité positif entre les études scientifiques et les revenus des individus, théoriquement liés à leur productivité.

Ce *Focus* étudie le lien entre le niveau de compétences en mathématiques, ou numératie ci-après, et la productivité du travail. La première partie s'appuie sur plusieurs enquêtes internationales sur les compétences pour mettre en évidence la dégradation du niveau français en mathématiques depuis 30 ans. Nous caractérisons également l'hétérogénéité de cette dégradation par une étude des résultats des élèves se situant à différentes positions de la distribution des scores. Une fois ce constat exposé, nous évaluons le lien statistique avec la productivité du travail afin d'estimer les risques économiques associés à la baisse de niveau. L'analyse empirique comporte plusieurs spécifications à différentes échelles et établit une corrélation positive entre niveau de compétences en mathématiques et productivité du travail.

# 1. La dégradation du niveau français en mathématiques

Les données collectées *via* des enquêtes internationales mises en place depuis 30 ans conduisent à dresser un portrait négatif de l'évolution des compétences en mathématiques en France sur cette période. Nous détaillons ici ce constat, en mobilisant les spécificités des enquêtes et en étudiant l'évolution des scores pour différents groupes de la population évaluée.

## 1.1. Intérêts et limites des données d'enquêtes

Les enquêtes sur le niveau scolaire constituent un outil de mesure des compétences et connaissances des élèves à travers les pays sur la base de tests standardisés. Leur but est de mettre en évidence, par les comparaisons internationales qui en découlent, les pratiques pédagogiques à même d'accroître le capital humain des individus. Les données issues de ces enquêtes sont largement utilisées dans la littérature comme approximation de la qualité de l'éducation au niveau national. Associés au nombre moyen d'années d'études apportant un aspect quantitatif, les scores obtenus aux enquêtes constituent un indicateur fiable du niveau de capital humain dans une population et offrent la possibilité de mesurer l'impact de ce dernier sur d'autres variables économiques. L'estimation de ces scores étant donc un enjeu déterminant, nous considérons ici les limites éventuelles dans la conduite de ces enquêtes. Nous utilisons des données issues de trois enquêtes internationales : le Programme international pour le suivi des acquis des élèves (PISA) de l'OCDE, l'enquête *Trends in International Mathematics and Science Study* (TIMSS) de l'International Association for the Evaluation of Educational Achievement (IEA), et le Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes (PIAAC) de l'OCDE. Cette dernière, bien que n'offrant qu'une seule année d'observation, intègre un indicateur du degré de compétences en mathématiques au sein de la force de travail qui sera une variable d'étude privilégiée dans notre seconde partie.

Les enquêtes internationales utilisent des méthodologies similaires afin de mesurer le niveau scolaire des pays. Toutes appliquent des méthodes d'échelonnage (« *scaling* ») pour rendre continue la distribution des scores obtenus aux évaluations. Ces scores sont ensuite normalisés afin de faciliter les comparaisons entre pays et au cours du temps. Les enquêtes prennent toutefois des orientations différentes en termes d'objectifs, ce qui implique des nuances dans le type de questions posées et explique partiellement les écarts de résultats entre sources. Le programme PISA se caractérise par une volonté d'évaluation des systèmes éducatifs vis-à-vis de la compréhension du monde réel par les élèves (Schleicher, 2018), tandis que l'enquête TIMSS, davantage destinée à l'analyse des résultats par des chercheurs (CNETCO, 2016b), s'appuie sur des tests proches des contenus étudiés en classe.

En outre, la conduite de ces enquêtes au sein de pays aux systèmes éducatifs éloignés (78 pays participants à PISA 2018, dont 37 de l'OCDE) expose les résultats à d'importants biais que nous discutons ici. D'abord, les élèves évalués dans le cadre des enquêtes, à 15 ans dans PISA et en CM1 et 4<sup>e</sup> dans les deux versions de TIMSS, sont sélectionnés parmi la population des individus scolarisés. Or, le taux de scolarisation varie grandement parmi les pays enquêtés<sup>(1)</sup>, compliquant ainsi l'interprétation des résultats comme indicateur du niveau de capital humain d'une génération de citoyens. Pour limiter ce biais de sélection, nous ne prenons en compte dans l'analyse que les pays de l'OCDE, dont les taux de scolarisation sont proches. Deuxièmement, la pratique du redoublement, historiquement très développée en France (en 2003, près de 40 % des élèves de 15 ans avaient redoublé au moins une fois dans leur scolarité), implique une inégale répartition des classes (dans le cas de PISA) ou des âges (dans le cas de TIMSS) représentés. Le risque de biais se pose davantage pour PISA, dans laquelle sont évalués les individus de 15 ans, car les redoublants sont susceptibles de montrer des lacunes vis-à-vis des connaissances attendues dans l'évaluation. Le score de la France serait donc, selon cette logique, sous-évalué par rapport aux pays ne pratiquant pas le redoublement. Si cet élément peut

---

(1) En 2019 selon l'UNESCO, le taux net de scolarisation au collège en Jordanie était 70,47 % alors que la plupart des pays de l'OCDE observent des taux très proches de 100 %.

fausser les comparaisons internationales à une date donnée, les évolutions de scores devraient bel et bien refléter les changements de qualité de l'éducation, à condition que le taux de redoublement soit resté constant dans chaque pays sur la période. Or, la part d'élèves de 15 ans redoublants a chuté en France au cours des 20 dernières années, notamment en raison de la loi de 2013 pour la Refondation de l'école, pour atteindre 17 % en 2018. Suite à cette évolution, la DEPP notait dans une de ses publications (2014) l'impact positif de la baisse du redoublement sur les résultats des élèves « à l'heure » (n'ayant jamais redoublé, ni sauté de classe), à travers l'examen du brevet et le passage en seconde. Dès lors, l'évolution des scores français pourrait être affectée par la variation du taux de redoublement, i.e. la stabilité des scores PISA sur la période récente pourrait être due à la plus grande proportion d'élèves possédant les compétences pré-requises, compensant ainsi une baisse des résultats parmi une majorité d'élèves. Nous pouvons cependant considérer cette évolution comme une amélioration du système éducatif français, et non comme un biais discriminant dans notre analyse.

Troisièmement, souvent mis en avant comme un point invalidant, les biais culturels associés à une conception potentiellement anglo-saxonne de l'évaluation apparaîtraient en réalité comme limités (Robin, 2002), à l'exception peut-être de la longueur inégale des textes selon la langue pratiquée (Grenet, 2008). Pour remédier à cela, nous intégrons dans notre analyse les données nationales issues du Cycle des évaluations disciplinaires réalisées sur échantillon (Cedre CM2 et 3<sup>e</sup>) et « Lire, écrire, compter » (qui évalue le calcul et non les mathématiques) de la Direction de l'évaluation, de la prospective et de la performance (DEPP) au sein du ministère de l'Éducation nationale, permettant de suivre l'évolution des résultats en mathématiques sur longue période selon une méthodologie proche de celle des enquêtes internationales.

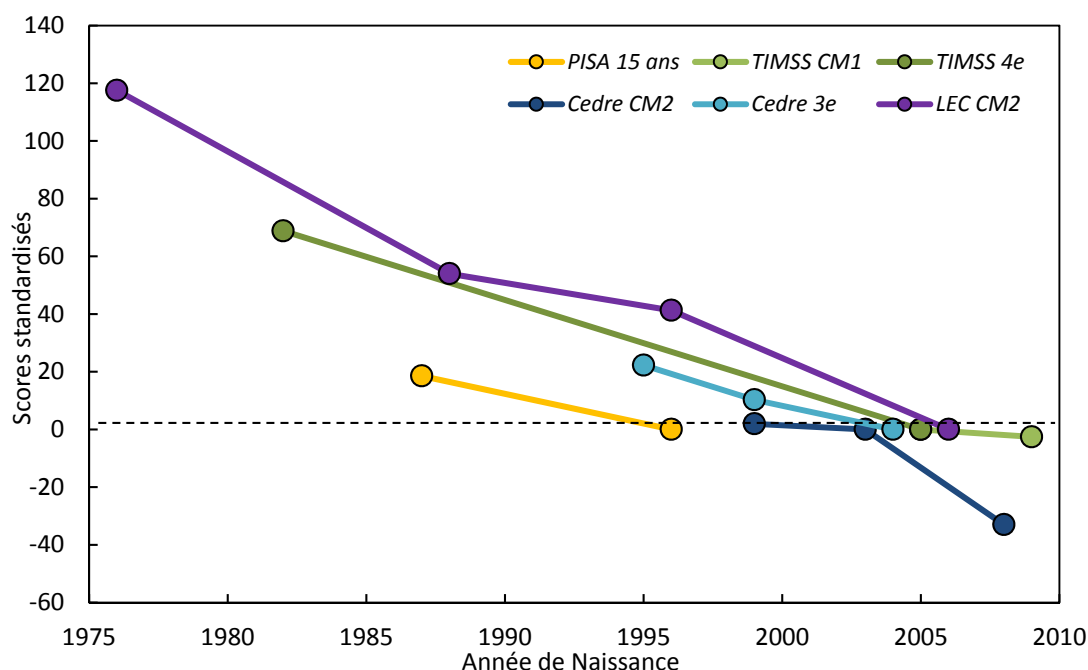
Parmi toutes ces enquêtes, PISA demeure la plus suivie, ainsi que celle offrant le plus grand nombre d'observations dans le temps. Cependant, avec l'objectif d'étudier les scores en mathématiques, il est important de distinguer les éditions PISA où la discipline est considérée comme « majeure » (le questionnaire en mathématiques est repensé et élargi spécifiquement pour l'édition), soit en 2003 et 2012, de celles où celle-ci est « mineure ». Plusieurs experts (DEPP, 2022) jugent les éditions PISA mineures en mathématiques comme inadéquates à retranscrire le niveau des élèves. Nous prenons cet élément en compte dans notre analyse en n'étudiant que les années 2003 et 2012 de l'enquête PISA.

Notons enfin qu'une limite récurrente à propos des enquêtes sur le niveau scolaire concerne non pas leur méthodologie, mais leur exploitation. Schleicher (2015) soulignait la concentration des interprétations sur les seuls classements internationaux, alors même que ceux-ci constituent les résultats les plus fragiles statistiquement en raison des marges d'erreur associées au calcul des scores moyens.

## 1.2. Une baisse tendancielle des résultats français aux enquêtes depuis 30 ans

Le constat principal à retenir des enquêtes sur le niveau des élèves français en mathématiques est la tendance générale à la baisse des scores obtenus depuis plus de 30 ans. La figure 1, répliquée à partir d'un récent rapport de la DEPP (2022), montre une dégradation continue au cours du temps, ici selon l'année de naissance des élèves concernés par l'enquête. Les valeurs représentées sont obtenues en mobilisant et en standardisant les scores recueillis dans l'ensemble des enquêtes qui évaluent le niveau en mathématiques à travers une échelle de scores, l'objectif étant de rendre possible la comparaison des scores au cours du temps malgré des barèmes d'évaluation différents. L'évolution décrite valide le constat d'une dégradation du niveau de capital humain.

**Figure 1. Évolution des résultats en mathématiques des élèves français selon les différentes évaluations (en %)**



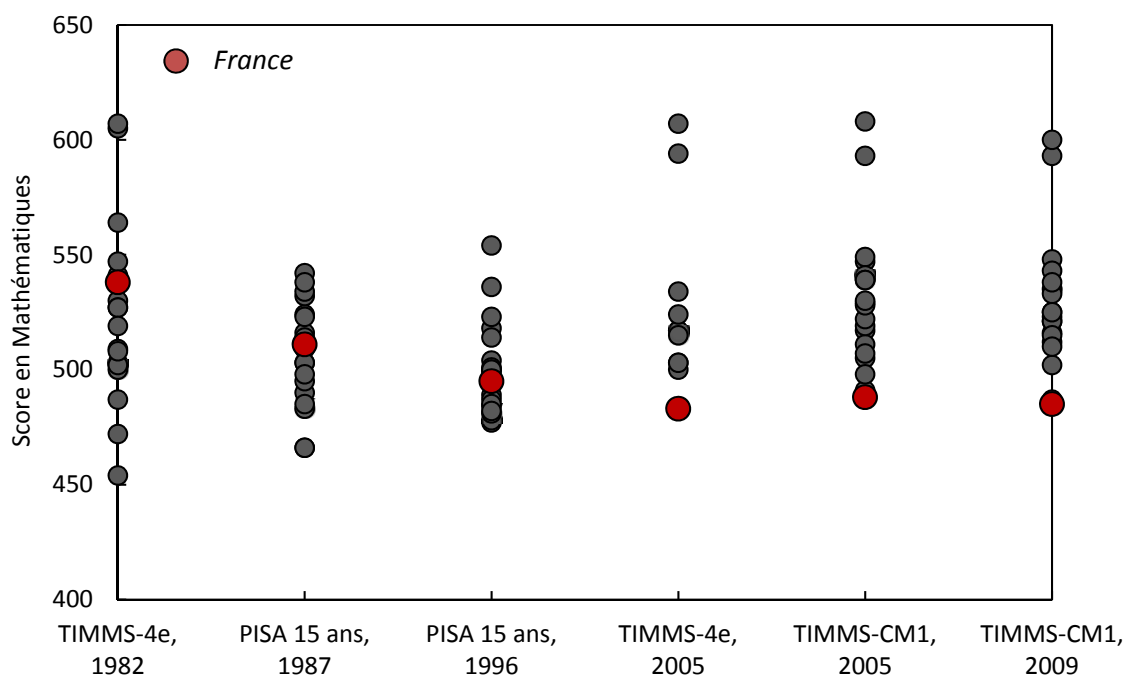
*Lecture :* Les élèves nés en 1976 ont obtenu un score standardisé de 120 % à l'enquête LEC (lire, écrire, compter) en CM2.

*Note :* Chaque programme d'évaluation adopte une échelle de scores différente. Afin de comparer les tendances, un score standardisé est calculé de manière à appréhender les écarts entre chaque année et une année de référence (ici l'année 2005). Plus précisément, pour chacun des programmes, le score standardisé d'une année donnée représente l'écart entre le score moyen de l'année considérée et le score moyen de l'année la plus proche de 2005, exprimé en pourcentage d'écart-type par rapport à l'année 2005.

*Sources :* DEPP-MENJS, IEA et OCDE.

La dégradation du niveau s'illustre par un recul du positionnement de la France vis-à-vis d'autres pays dans les classements internationaux. La figure 2 représente le score moyen de la France (en rouge) par rapport à un échantillon constant de 18 pays de l'OCDE dans l'ensemble des enquêtes scolaires internationales (classées par génération) dont nous disposons (à l'exception de l'enquête TIMSS-4<sup>e</sup> sur la génération 2005 pour laquelle nous ne disposons que de 10 pays). Un déclassement apparaît nettement, prouvant que le niveau français s'est considérablement érodé vis-à-vis des pays dont le système éducatif est *a priori* proche du nôtre, et semble s'être stabilisé mais tout en bas du classement. Les pays en tête du classement sont systématiquement la Corée du Sud et le Japon.

**Figure 2. Position relative de la France dans les enquêtes internationales, par année de naissance des élèves**



*Note* : Les pays considérés autres que la France sont : Allemagne, Australie, Canada, Corée du Sud, Danemark, Espagne, Hongrie, Irlande, Italie, Japon, Norvège, Nouvelle-Zélande, Pays-Bas, Portugal, République tchèque, Slovaquie, Suède, États-Unis. Les deux pays de tête dans l'ensemble des enquêtes sont la Corée du Sud et le Japon.

*Sources* : IEA et OCDE.

En plus des enquêtes représentées sur la figure 1, la DEPP réalise chaque année depuis 2018 une publication à partir des évaluations sur les compétences en mathématiques en 6<sup>e</sup> ainsi qu'en CP et CE1. Ces résultats (tableau 1), qui constituent l'information la plus récente dont nous disposons en termes de générations, suggèrent une relative stabilité voire progression (la part d'élèves dont les connaissances sont très bonnes évolue de 11 à 12,8 % entre 2018 et 2021) du niveau en mathématiques sur la période récente.

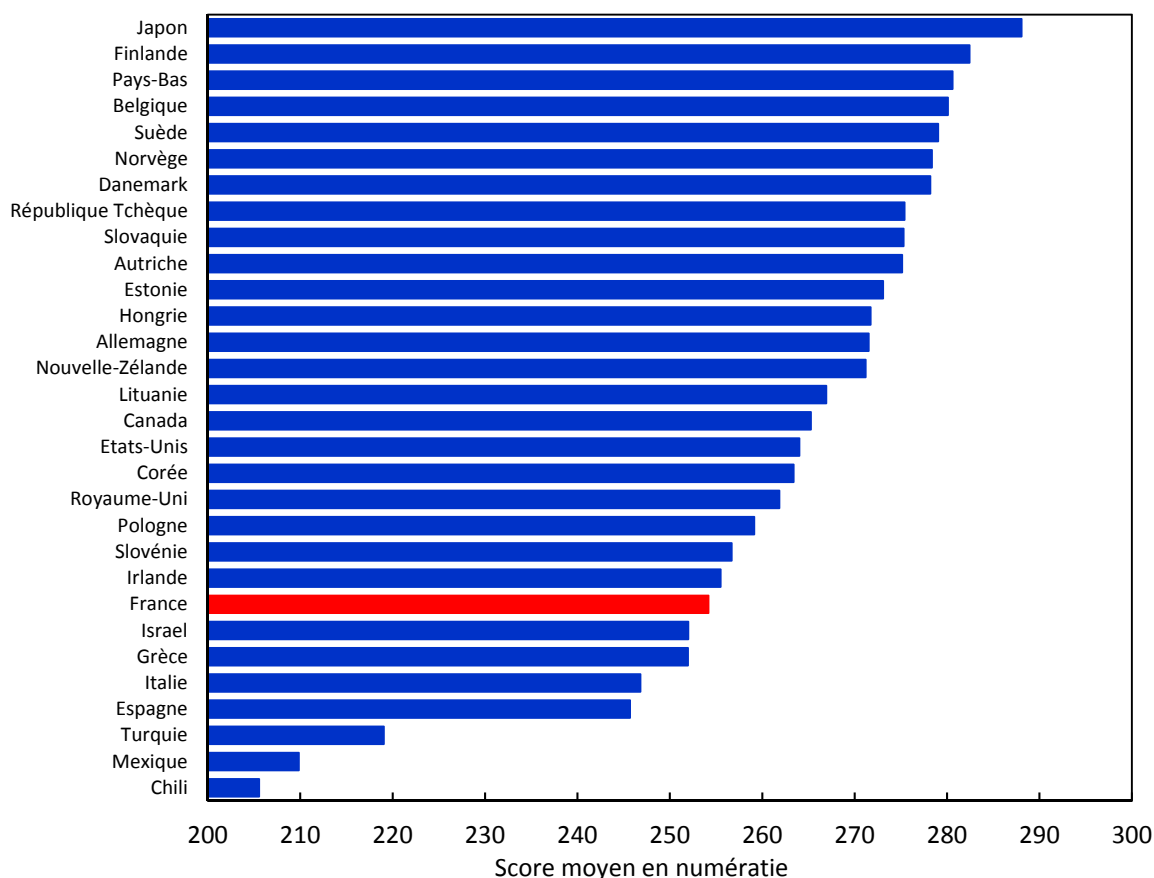
**Tableau 1. Maîtrise des connaissances et compétences mathématiques en début de 6<sup>e</sup>, 2018-2021**

Maîtrise (% de la population)	2018	2019	2020	2021	Écart 2018-2021
Très bonne	11	11	12	12,8	1,8
Satisfaisante	61	58	59,9	59,5	-1,5
Fragile	25	28	25,8	25,9	0,9
Insuffisante	3	3	2,3	1,9	-1,1

*Source* : DEPP-MENJS.

En somme, l'ensemble des enquêtes sur le niveau scolaire en mathématiques s'accordent sur le constat d'une baisse des résultats français au cours du temps, plaçant la France parmi les pays de l'OCDE dont le niveau en mathématiques est le plus faible. L'enquête unique PIAAC 2012, évaluant les compétences en numératie de la population en âge de travailler selon la même logique que PISA, place également la France dans le bas du classement des pays de l'OCDE (figure 3). Ce résultat surprend car la population évaluée ici s'étale sur 40 générations et intègre par conséquent une majorité de générations reflétant le niveau d'individus plus âgés que ceux évalués par PISA 2003.

Figure 3. Scores PIAAC 2012 en numératie



Sources : OCDE et calculs des auteurs.

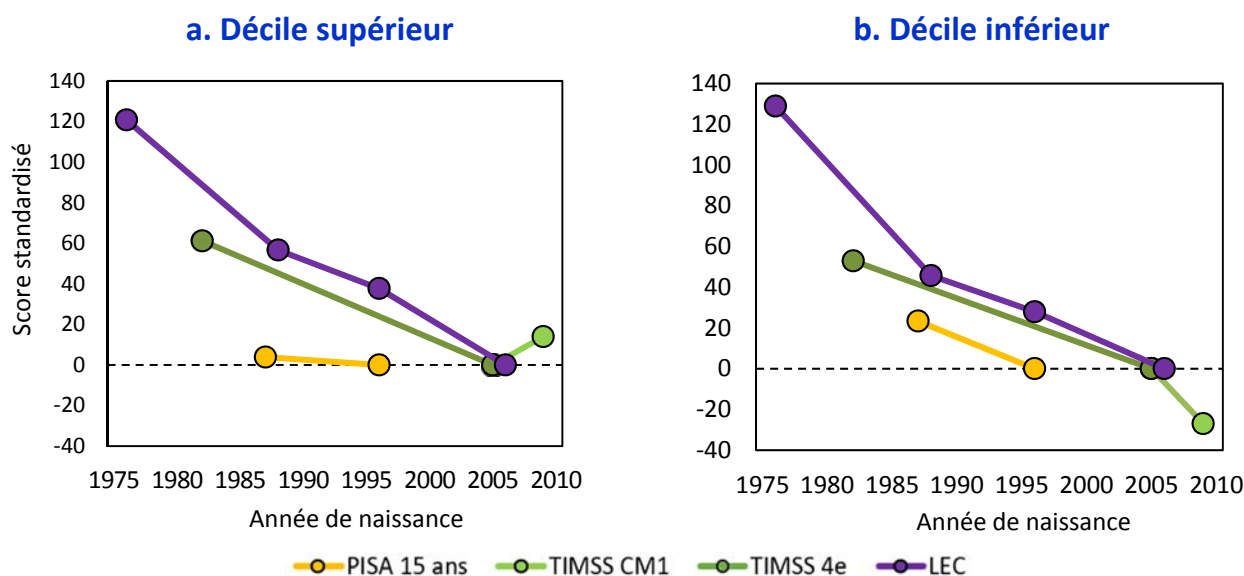
### 1.3. Une dégradation généralisée à l'ensemble de la distribution ?

Nous nous intéressons maintenant aux dynamiques de scores au sein de différents groupes de niveau afin de déterminer si la dégradation du capital humain concerne la majorité des individus d'une génération ou bien est centrée sur des sous-groupes particuliers.

Nous reproduisons dans la figure 4 l'exercice de la figure 1 pour les déciles supérieurs et inférieurs de la distribution des scores, avec toutes les enquêtes scolaires à l'exception des Cedre<sup>(2)</sup>. Dans l'ensemble, la tendance est, pour les deux déciles, identique à celle observée sur la figure 1 : la dégradation du niveau en mathématiques serait donc générale et d'ampleur similaire tout au long de la distribution. Une analyse plus précise permet d'observer que les meilleurs élèves accusent une baisse de niveau légèrement inférieure à celle de l'ensemble de la distribution (avec même une hausse de niveau dans la récente enquête TIMSS CM1), tandis que les moins bons élèves connaissent une dégradation plus marquée que la moyenne des élèves. Le bas de la distribution semble donc avoir davantage subi la perte de compétences en mathématiques que le haut. Les résultats PISA synthétisent bien ce constat, l'écart entre les 90<sup>e</sup> et 10<sup>e</sup> centiles de la distribution des scores ayant augmenté de 17 points entre 2003 et 2012. Néanmoins, nous assistons bien à une tendance à la baisse du niveau des meilleurs élèves, constat peu répandu dans l'analyse de ces données (CNESCO 2016a, est une exception sur l'enquête TIMSS-CM1 2015).

(2) Les données issues des évaluations CEDRE n'étant disponibles qu'à un niveau agrégé sur l'ensemble de la population.

**Figure 4. Évolution du niveau moyen de compétences en mathématiques dans les évaluations, déciles supérieur et inférieur de la distribution des scores**



*Note :* Chaque programme d'évaluation adopte une échelle de scores différente. Afin de comparer les tendances, un score standardisé est calculé de manière à appréhender les écarts entre chaque année et une année de référence (ici, l'année 2005). Plus précisément, pour chacun des programmes, le score standardisé d'une année donnée représente l'écart entre le score moyen de l'année considérée et le score moyen de l'année la plus proche de 2005, exprimé en pourcentage d'écart-type par rapport à l'année 2005.

*Sources :* DEPP-MENJS/IEA/OCDE ; Calculs des auteurs.

## 2. Évaluation de l'impact du niveau en mathématiques sur la productivité du travail

La première partie a montré un déclin du niveau français en mathématiques au cours des dernières décennies, tant en termes absolus que relatifs. Nous visons dans cette seconde partie à présenter l'impact économique potentiel associé à ce déclin en étudiant la relation entre le niveau en mathématiques de la population et la productivité du travail. Pour cela, nous mobilisons des données internationales issues de comptes nationaux et d'enquêtes menées par l'OCDE, et suivons une approche cross-sectionnelle à différentes échelles (pays, pays x secteur, individu). Les résultats montrent, dans l'ensemble de nos spécifications, une corrélation positive entre le niveau de compétences en numératie et la productivité du travail dans des proportions cohérentes avec la littérature.

### 2.1. Travaux empiriques existants

Le lien entre capital humain et productivité a fait l'objet de nombreux travaux en économie mettant en lumière la relation étroite qui unit les deux concepts (Lucas, 1988 ; Mankiw *et al.*, 1992). En France, le ralentissement des gains de productivité observé depuis plusieurs décennies serait, selon un récent rapport de France Stratégie (Aussilloux *et al.*, 2020), principalement expliqué par la composante du capital humain. Ces éléments suggèrent l'existence d'un risque de long terme sur la productivité du travail lié à la baisse du niveau en numératie observée dans la première partie. Afin d'analyser ce risque spécifique, nous examinons ci-dessous les méthodes employées dans la littérature académique ainsi que les limites qui y sont associées.

L'une des principales études empiriques s'appuyant sur une conception du capital humain proche de la nôtre, i.e. basée sur des scores de compétences issus d'enquêtes, nous vient de Hanushek et Woessmann (2012).

Celle-ci établit un lien entre les scores obtenus aux tests internationaux et la croissance moyenne du PIB par habitant au sein d'un pays, et estime entre 1,2 et 2 points de pourcentage l'impact de la hausse d'un écart-type des scores sur la croissance du PIB par tête. L'estimation de cet effet à partir d'une régression inter-pays comporte toutefois d'importantes difficultés liées à l'omission de variables expliquant des écarts structurels de productivité entre pays. Bien que la plupart des travaux utilisent des contrôles portant sur les institutions économiques ou les facteurs technologiques, la possibilité d'éléments non pris en compte biaisant l'estimation ne peut être totalement écartée. Le faible nombre d'observations dû à l'utilisation de données agrégées par pays empêche en outre, en plus de mettre en doute la robustesse des résultats, de prendre en compte trop de variables explicatives sous peine de sur-ajuster (« *overfit* ») la relation entre les variables. D'autre part, le niveau d'agrégation par pays ne permet pas de prendre en compte des dynamiques intra-pays pourtant déterminantes, par exemple, si le degré de compétences en numératie varie beaucoup selon le secteur d'activité, ou si la composition des industries diffère entre pays. Pour contourner ces difficultés, une autre partie de la littérature s'est focalisée sur une estimation microéconomique de la relation en comparant la productivité d'individus situés dans un environnement similaire. Deming (2022) recense plusieurs travaux visant à identifier cet effet à l'aide de régressions cross-sectionnelles ou de stratégies quasi expérimentales réalisées dans le cadre de programmes éducatifs locaux. Les effets estimés démontrent une relation globalement positive mais ils apparaissent fortement dépendants du contexte dans laquelle le programme a été mis en place, particulièrement de l'ampleur de celui-ci (Kerwin et Thornton, 2021). De plus, la majorité de ces travaux négligent les effets d'équilibre général, affectant la productivité par des effets de long terme, associés à la hausse du niveau d'éducation de certains individus. Khanna (2022) montre que le rendement d'une année d'éducation en Inde a diminué du fait d'effets de congestion de main d'œuvre qualifiée engendrée par les programmes d'éducation. L'impact mesuré de la hausse du niveau de capital humain sur les revenus individuels diminue d'environ un tiers en raison de la prise en compte des effets d'équilibre général observés sur le marché du travail.

Nous adoptons une stratégie empirique dans la lignée des travaux de Hanushek tout en essayant de remédier à certaines des limites mentionnées ci-dessus. Nous commençons par reproduire la spécification de Hanushek et Kimko (2000) pour étudier la relation entre les scores moyens par pays issus de l'enquête PISA et la croissance de la productivité du travail. Nous utilisons ensuite l'enquête PIAAC de l'OCDE, mesurant le degré de compétences en numératie d'un échantillon représentatif de travailleurs, et évaluons le lien de corrélation avec la productivité du travail à un niveau d'agrégation pays – secteur d'activité. Ce niveau permet de limiter le risque associé à des dynamiques hétérogènes intra-pays, de renforcer la crédibilité de nos résultats et d'intégrer des effets fixes limitant le poids des effets structurels dans l'estimation. Enfin, nous procédons à une série de spécifications à un niveau individuel en appliquant une méthodologie à *la* Mincer (1958) sur les travailleurs français évalués dans l'enquête PIAAC. Notre estimation ne prend pas en compte les effets d'équilibre général associés à l'amélioration du niveau de capital humain au sein d'un pays, et néglige l'existence d'effets non linéaires entre les deux variables, ce qui constitue une limite de notre approche. Les résultats obtenus permettent toutefois d'identifier un lien cross-sectionnel robuste dans l'ensemble de nos spécifications.

## 2.2. Données

Nous mobilisons deux types de sources mesurant le degré de compétences des individus en numératie, distinguées selon la composition de la population évaluée : élèves en cours de formation, comme dans l'enquête PISA pour les élèves âgés de 15 ans, ou travailleurs, comme dans l'enquête PIAAC. L'existence de ces deux types d'enquêtes s'explique par les objectifs différents qu'elles poursuivent, les premières visant à évaluer la qualité d'un système éducatif tandis que les secondes ont pour but d'identifier les problèmes potentiels liés au degré de formation de la force de travail. Les liens entre les indicateurs de capital humain que l'on peut déduire de ces données et la productivité de travail diffèrent donc par la temporalité de l'effet attendu : la baisse des scores de PISA ne peut avoir d'effet sur la mesure de la productivité qu'une dizaine d'années après l'enquête, si effet il y a. Suivant la majorité de la littérature, nous débutons l'analyse à partir de données issues de l'enquête PISA réalisée sur les élèves de 15 ans, et évaluons le lien avec la productivité



du travail à l'échelle des pays de l'OCDE. Puis, nous basons l'essentiel de notre analyse sur le capital humain de la population en âge de travailler. Nous utilisons le niveau de compétences en numératie des travailleurs tel que calculé dans l'enquête PIAAC de 2012, couvrant 35 pays. Outre les résultats aux évaluations, l'enquête comprend le nombre d'années d'études et le nombre d'années d'expérience du travailleur, que nous utilisons comme contrôles dans la suite de l'étude pour isoler l'effet du niveau en numératie. Nous agrégeons l'indice de compétences des travailleurs en numératie par pays, puis, dans une seconde forme de spécification, par pays et secteur d'activité. Pour les données relatives à la productivité du travail, nous utilisons les bases *Global Aggregate Productivity Database (GAPD)* (Dieppe *et al.*, 2020) et *Global Sectoral Productivity Database (GSPD)* (Dieppe et Matsuoka, 2020) produites par la Banque mondiale, permettant de mesurer le niveau et le taux de croissance de la productivité au sein de 9 grands secteurs d'activité (tableau 2) et 29 pays communs avec l'enquête PIAAC jusqu'en 2017. Nous disposons des autres variables nécessaires à la conduite de notre stratégie empirique au niveau pays-secteur pour 22 d'entre eux. La variable de productivité du travail correspond à la valeur ajoutée réelle en parité de pouvoir d'achat 2011 divisée par le nombre de personnes employées au sein du pays-secteur.

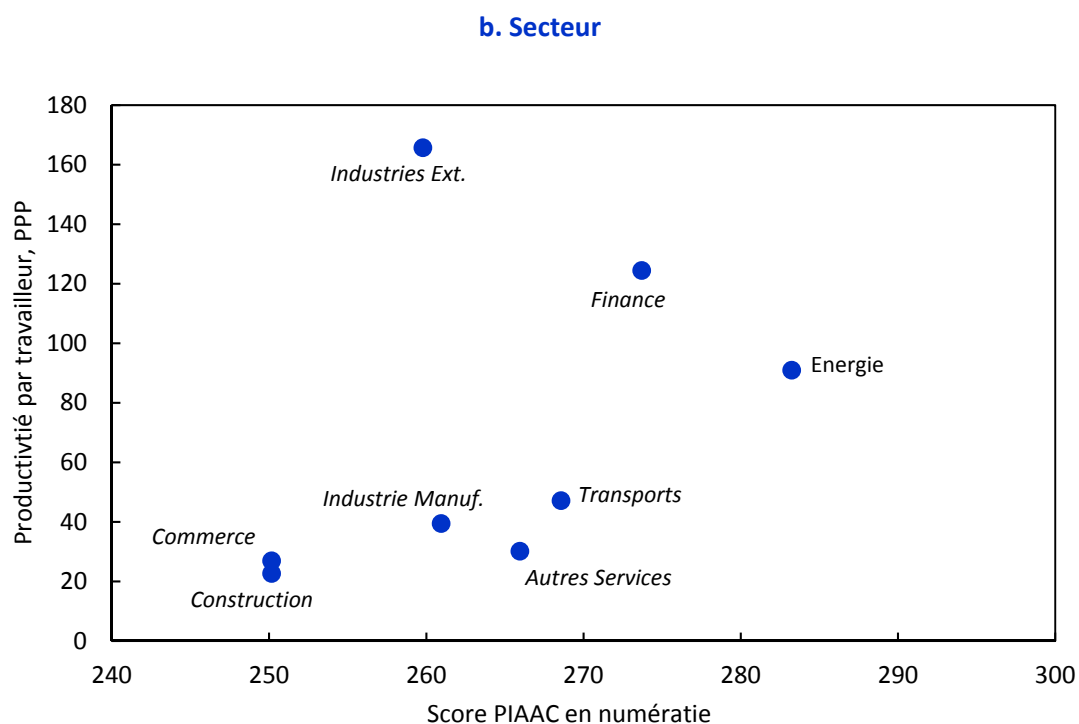
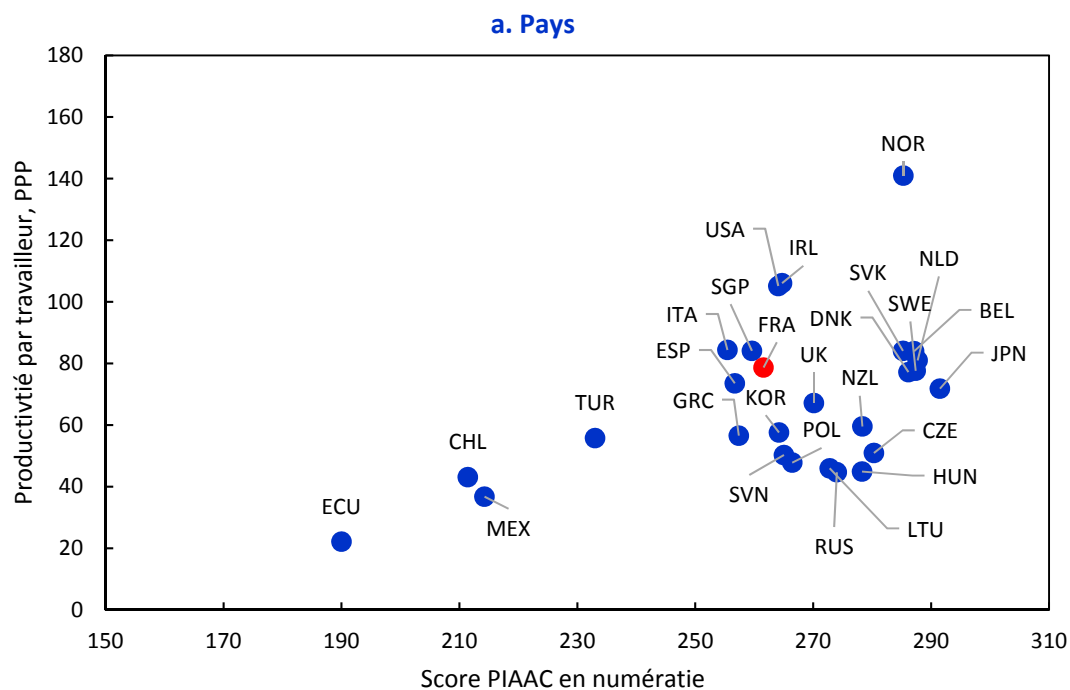
**Tableau 2. Secteurs d'activité, *Global Sectoral Productivity Database*, Banque mondiale**

Secteur d'activité	Description
1. Agriculture	Agriculture, pêche, sylviculture
2. Industries extractives	Mines, carrières
3. Industrie manufacturière	Manufacture
4. Énergie	Électricité, gaz, eau
5. Construction	Construction
6. Commerce	Commerce de gros et de réparation ; Hébergement et restauration
7. Transports	Transport et stockage ; Information et communication
8. Services financiers et administratifs	Activités financières et d'assurance ; Activités immobilières ; Activités professionnelles, scientifiques et techniques ; Activités de soutien administratif
9. Autres services	Administration publique et défense ; Sécurité sociale ; Éducation ; Santé humaine et travail social ; Arts, sports et loisirs ; Activités domestiques ; Activités extraterritoriales

Sources : APO, EASD, GGDC, ILO, KLEMS, sources nationales, OCDE, ONU et Banque mondiale.

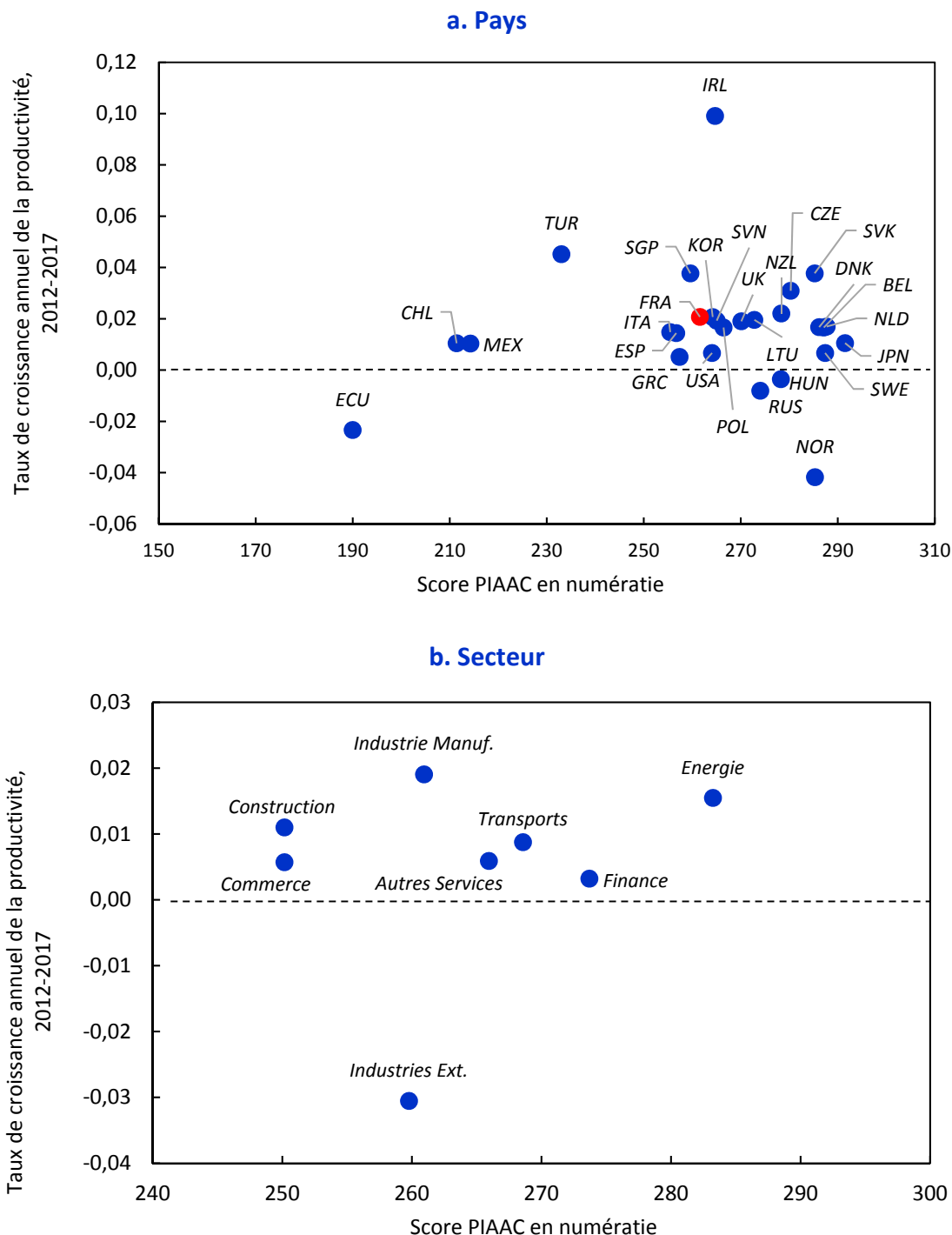
Une analyse descriptive donne un premier ordre d'idée de la relation entre compétences en numératie et productivité du travail, *via* une représentation de la relation sous forme de corrélations brutes au niveau inter-pays et inter-secteur. La figure 5 laisse apparaître une relation croissante entre scores PIAAC en numératie et productivité par travailleur tant au niveau des pays qu'au niveau des secteurs. Ainsi, les pays les plus développés (Norvège, Japon et Nouvelle-Zélande) obtiennent des scores moyens en numératie plus élevés et se démarquent par une productivité par travailleur supérieure (figure 5a). Au niveau sectoriel, les secteurs de l'énergie, de la finance et des transports concentrent des scores moyens en numératie plus élevés que ceux en agriculture, construction et commerce et présentent une productivité par travailleur moyenne plus élevée (figure 5b). La figure permet en outre de constater les larges écarts de productivité du travail entre pays et secteurs (la productivité par travailleur de la Norvège vaut plus de cinq fois celle de l'Équateur en parité de pouvoir d'achat), ce qui aura une certaine importance dans l'interprétation des coefficients de régression dans la suite des analyses. La figure 6 représente le lien entre le score moyen PIAAC en numératie et le taux annuel de croissance de la productivité entre 2012 et 2017. Comparativement à la figure 5, le sens de la relation est moins évident.

**Figure 5. Productivité du travail et compétences en numératie**



*Note* : Le score PIAAC en numératie correspond au score moyen obtenu par les travailleurs du pays/secteur en question.  
*Sources* : GPSD (Banque mondiale) et PIAAC (OCDE).

**Figure 6. Taux de croissance de la productivité du travail et compétences en numératie**



Note : Le score PIAAC en numératie correspond au score moyen obtenu par les travailleurs du pays/secteur en question.  
Sources : GPSD (WB) et PIAAC (OCDE).

### 2.3. Étude à la Hanushek : compétences des élèves et productivité

Nous reproduisons dans cette partie les méthodologies de Hanushek et Kimko (2000) et Hanushek et Woessmann (2012) et étudions la relation entre les scores moyens aux enquêtes internationales par pays et la croissance annuelle moyenne du PIB par tête. Notre analyse comporte cependant plusieurs différences et des hypothèses relativement fortes du fait des contraintes imposées par les données : nous ne prenons en compte que les résultats de l'enquête PISA en mathématiques de 2012, stable sur les éditions récentes de

l'enquête, et nos estimations portent sur une période plus récente (moyenne entre 2000 et 2019). Cela implique de considérer que les résultats de l'enquête PISA 2012 reflètent ceux que l'on aurait observés dans les années précédant notre période d'analyse du PIB. Nos données pour la croissance du PIB par tête proviennent de la Banque mondiale tandis que celles sur le nombre d'années d'études proviennent du rapport sur l'indice de développement humain des Nations unies.

Le tableau 3 présente les résultats de nos estimations. Les spécifications (1) et (2) visent à comparer la portée explicative des variables d'années d'études et des résultats aux scores PISA. Ainsi, comme dans les études précédemment citées, le pouvoir explicatif de la variable des scores en mathématiques issue de l'enquête PISA se révèle bien plus élevé que celui du nombre d'années d'éducation. Par ailleurs, la spécification (3) qui comporte ces deux variables montre une plus grande significativité des scores PISA par rapport à celle du nombre d'années d'éducation. Les coefficients associés à la variable portant sur les scores PISA sont également proches de ceux trouvés par Hanushek et Woessmann (2012). Nos estimations suggèrent ainsi qu'une augmentation d'un écart-type des scores PISA en mathématiques se traduirait par une augmentation de la croissance du PIB par tête allant de 1,1 à 1,7 point de pourcentage.

**Tableau 3. Résultats sur le lien PIB par habitant et scores PISA en mathématiques**

Variables	Croissance moyenne PIB par habitant (2000-2019)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Années d'étude	0,354 <sup>(***)</sup> (0,054)	—	0,152 <sup>(**)</sup> (0,074)	0,195 <sup>(**)</sup> (0,090)
Scores PISA en 2012	—	1,720 <sup>(***)</sup> (0,293)	1,368 <sup>(***)</sup> (0,287)	1,121 <sup>(***)</sup> (0,408)
Logarithme PIB/habitant 2012	-0,889 <sup>(***)</sup> (0,102)	-1,299 <sup>(***)</sup> (0,120)	-1,349 <sup>(***)</sup> (0,113)	-1,299 <sup>(***)</sup> (0,133)
Contrôle par région	non	non	non	oui
R <sup>2</sup>	0,33	0,67	0,73	0,76
Observations	156	60	58	58

(\*\*\*)  $p < 0,01$  ; (\*\*)  $p < 0,05$  ; (\*)  $p < 0,1$ .

Sources : Banque mondiale, Nations unies et OCDE.

Dans l'industrie manufacturière, très exposée à la concurrence internationale, une baisse de la productivité induite de façon plus intense que dans des secteurs moins exposés, des entrées et des sorties du secteur<sup>(3)</sup>. Ainsi, s'il existe effectivement un lien étroit entre la numératie et la productivité, une baisse des compétences en mathématiques devrait se traduire, de façon plus visible pour ce secteur en particulier, par des fermetures d'établissement ou par un ralentissement des créations. Pour documenter cela, nous regardons l'impact d'une variation des scores PISA sur la variation de la part de l'emploi manufacturier dans l'emploi total. Nos données sur la part de l'emploi manufacturier dans l'emploi total ainsi que celles sur le coût du travail dans ce secteur (calculé à partir du coût moyen de la main d'œuvre par unité produite) proviennent de l'OCDE. Nos estimations reportées dans le tableau 3 mettent en évidence un effet significatif : une hausse d'un écart-type dans les scores PISA est associée à une hausse de la part de l'emploi manufacturier dans l'emploi total de 3 à 4 points de pourcentage entre 2012 et 2019. Le rajout d'un contrôle pour les variations du coût du travail dans l'emploi manufacturier n'est par ailleurs pas significatif. Dans un contexte de « ré-industrialisation », il peut donc s'avérer utile d'explorer davantage les politiques économiques ciblées sur le capital humain et d'évaluer plus précisément l'opportunité d'éventuelles mesures supplémentaires visant le coût du travail, voir L'Horty, Martin et Mayer (2019).

(3) Phénomène documenté pour l'industrie automobile par Head, Martin et Mayer (2020).

**Tableau 4. Variations scores PISA en mathématiques et part de l'emploi manufacturier**

Variables	ΔPart de l'emploi manufacturier dans l'emploi total (2012-2019)	
	(1)	(2)
Variations des scores PISA entre 2012 et 2003	0,027 <sup>(**)</sup> (0,013)	0,038 <sup>(**)</sup> (0,015)
Part de l'emploi en 2012	0,154 <sup>(***)</sup> (0,050)	0,172 <sup>(***)</sup> (0,056)
Variations du coût du travail dans le secteur manufacturier (2012-2019)	—	- 0,00002 (0,0002)
R <sup>2</sup>	0,40	0,47
Observations	29	25

(\*\*\*)  $p < 0,01$  ; (\*\*)  $p < 0,05$  ; (\*)  $p < 0,1$ .

Sources : Banque mondiale et OCDE.

## 2.4. Compétences de la population en âge de travailler et productivité

Dans cette partie, nous procédons à l'étude de la relation empirique entre compétences en numératie et productivité du travail en utilisant les données issues de l'enquête PIAAC sur la population en âge de travailler. Les constats de la première partie se basant sur la baisse des scores PISA, il peut sembler inadéquat de mobiliser l'enquête PIAAC pour évaluer les effets potentiels de cette baisse sur la productivité. Les différences de procédure et d'environnement d'évaluation entre les deux enquêtes pourraient en effet être à l'origine de changements dans la distribution des scores entre pays. Cette approche trouve cependant sa justification dans une publication récente de l'OCDE (Egert *et al.*, 2022), dans laquelle les auteurs estiment un indicateur synthétique de capital humain en connectant les scores PIAAC et PISA par cohorte d'individus concernés. L'effet de base associé à une régression des scores PIAAC sur les scores PISA par pays et cohorte est caractérisé par un coefficient positif significatif ( $\beta = 0,438$ ) associé à un pouvoir explicatif du modèle relativement élevé ( $R^2$  ajusté = 0,808).

L'étude de cette relation à une échelle pays-secteur est, à notre connaissance, peu fréquente. Ce niveau d'évaluation permet de gagner en précision par l'augmentation du nombre d'observations, et de contrôler plus finement pour d'éventuels effets structurels de composition des économies *via* des effets fixes. Les données dont nous disposons ne permettent cependant d'agréger les travailleurs qu'à travers 9 grands secteurs d'activité<sup>(4)</sup>. Cet aspect constitue une limite : des dynamiques intra-sectorielles peuvent exister en raison de métiers hétérogènes du point de vue des compétences en numératie. Nos résultats en niveau sont présentés dans le tableau 2.

La spécification (1) constitue notre estimation obtenue en agrégeant les données au niveau pays, et en utilisant le nombre d'années d'études et le nombre d'années d'expérience des travailleurs comme contrôles. Le coefficient associé à la variable de numératie est positif mais non significatif, montrant l'absence de lien robuste au niveau agrégé pays. La spécification (2) étudie la relation au degré d'analyse pays – secteur, en incluant le log du PIB par travailleur en 2012 afin d'isoler l'effet principal des écarts de développement entre pays. Compte tenu de la standardisation de notre variable d'intérêt, nous interprétons le résultat central de la régression de la façon suivante : une augmentation d'un écart-type (environ 25 points, soit environ l'écart entre la France et les pays obtenant les meilleurs scores) du score moyen d'un couple pays – secteur en numératie est en moyenne associée dans notre échantillon à une hausse du PIB par personne employée de l'ordre de 31 %. La spécification (3) introduit une pondération par la racine carrée de l'emploi dans le but

(4) La base de données FICUS-FARE réalisée à partir des fichiers ESANE sur les statistiques financières des entreprises, dont la productivité, permettent de rentrer dans un plus grand niveau de détail au niveau sectoriel, mais seulement pour le cas français.

d'obtenir une estimation plus représentative de la relation entre les 2 variables (les secteurs et pays dotés d'un grand nombre de travailleurs comptent davantage dans la régression). Cela augmente légèrement le pouvoir prédictif de nos estimations, mesuré par le  $R^2$ , ainsi que le coefficient associé à la variable de numératie :  $\beta = 0,404$ , soit une hausse de 40 % de la productivité du travail. Ces chiffres élevés se justifient par l'ampleur de l'augmentation de capital humain associée à un écart-type, et également par les larges différences de productivité du travail entre pays et secteur (voir *supra*). La spécification (4) ajoute à la spécification précédente des effets fixes par secteur et par pays. Le pouvoir prédictif de ce modèle est plus élevé ( $R^2 = 0,83$ ) tandis que le coefficient associé à la numératie est plus modéré. Les résultats suggèrent qu'une augmentation d'un écart-type du score moyen en numératie correspond dans nos données à une augmentation de la productivité par travailleur de 29 %. La spécification (5) montre le lien entre « *soft skills* »<sup>(5)</sup> et productivité et sert de base pour l'intégration de ces compétences dans la même régression que la numératie. Enfin, la spécification (6) intègre donc un indicateur de compétences socio-comportementales des travailleurs, destiné à capturer un aspect du capital humain des individus s'exprimant autrement que par l'intermédiaire des mathématiques. Nous constatons que l'effet associé à la numératie est supérieur à celui des *soft skills*, autrement dit les scores en mathématiques capturent davantage l'effet associé au capital humain dans l'estimation de la productivité. Nous réalisons par ailleurs un test supplémentaire en intégrant le ratio capital travail du pays-secteur, calculé à partir de la *World Input-Output Database*, et obtenons un coefficient sur la variable de numératie très largement inférieur et un coefficient de détermination inchangé.

Nous utilisons le coefficient estimé dans le cadre de notre spécification principale ( $\beta = 0,338$ ) et procédons à une estimation de l'impact macroéconomique d'une hausse des résultats PISA en mathématiques. Nous associons à chaque génération (classée par année de naissance) un score PISA en mathématiques : pour les générations dans la fenêtre d'évaluation, il s'agit du score de l'enquête la plus proche, de telle sorte qu'une évaluation correspond à trois générations ; pour les générations antérieures à la première enquête, nous attribuons le score de la première enquête ; pour les générations présentes n'ayant pas encore été évaluées ou futures enquête, nous faisons l'hypothèse d'une progression de 10 sur 5 ans (soit le rattrapage allemand), puis une stagnation à ce niveau de scores. En supposant que la population en âge de travailler a entre 22 et 64 ans, nous calculons le score moyen PISA de la population à chaque date donnée jusqu'à un horizon de 50 ans. Nous calculons également cette moyenne en supposant que le score PISA a stagné depuis 2018, et mesurons la différence entre ces deux moyennes (la seconde servant de contrefactuel) pour chaque année. Puis, à l'aide des coefficients de transition entre les scores PISA et les scores PIAAC (le coefficient est compris entre 0,278 et 0,603 d'après OCDE 2022) et notre coefficient principal concernant le lien entre les scores PIAAC et le niveau de productivité, nous estimons l'écart de productivité selon les deux scénarios d'évolution des scores PISA. Nos résultats mettent en évidence un gain de productivité compris entre 0,6 et 1,4 % à un horizon de 15 ans. La borne supérieure se rapproche de l'ordre de grandeur mesuré par l'OCDE (2022), si on considère une augmentation des scores de même ampleur, dont l'effet sur la productivité multifactorielle s'établit entre 1,36 et 1,64 % à long terme. Ces estimations témoignent du potentiel élevé de croissance associé à une politique ambitieuse en matière de compétences en mathématiques.

Le tableau 3 vise à estimer le lien entre le niveau de compétences en mathématiques des travailleurs et le taux de croissance de la productivité du pays-secteur. Autrement dit, nous évaluons si les pays - secteurs les plus dynamiques en termes de productivité sont ceux dont les travailleurs s'avèrent performants en mathématiques. Les données de la Banque mondiale nous permettent de mesurer l'évolution de la productivité du travail entre 2012 et 2017. Cependant, nous ne disposons que de l'enquête PIAAC 2012, unique dans le temps, pour évaluer les compétences en numératie de la population en âge de travailler. Dans un premier temps, les spécifications (1), (3) et (4) proposent d'étudier le taux de croissance de la productivité en fonction du niveau de numératie de 2012, en supposant implicitement que le niveau de capital humain des travailleurs a peu varié sur cette période.

---

(5) Les compétences socio-comportementales, également appelées « *soft skills* » ou compétences non cognitives, sont caractérisées par le Forum économique mondial comme englobant les traits suivants : résolution de problèmes complexes, pensée critique, créativité, gestion des personnes, coordination, intelligence émotionnelle, jugement et prise de décision, orientation vers le service, négociation et flexibilité cognitive.

Pour compléter cette stratégie, nous proposons dans les spécifications (2), au niveau pays, et (5), au niveau pays-secteur, d'étudier la relation entre variation de la productivité et variation du niveau de capital humain. Nous reproduisons pour cela une version simplifiée de la méthodologie de l'OCDE (2022) (cf. encadré 1), consistant à estimer un indicateur synthétique du stock de capital humain dans la population à partir des scores PISA et du nombre d'années d'études des générations entrant sur le marché du travail. Cette mesure du capital humain se construit donc comme une combinaison de la « quantité d'éducation » et d'un indice de « qualité d'éducation ». Nous détaillons la méthodologie utilisée dans l'encadré ci-dessous. Les résultats de la régression préliminaire sur le niveau de capital humain montrent un fort lien de corrélation entre les scores PISA reflétant le niveau en mathématiques à 15 ans, et le niveau de compétences en numératie à l'âge adulte mesuré par PIAAC : le coefficient de régression sur la variable PISA est 0,79 et statistiquement significativement positif<sup>(6)</sup> ( $p < 0,01$ ). Notons également que le modèle estimé a un fort pouvoir prédictif, avec un  $R^2$  égal à 0,736. Les résultats montrent dans notre spécification principale (4) un lien négatif non significatif entre le degré de compétences en numératie et la croissance de la productivité du travail. La spécification (5) mesure ensuite un impact positif de l'ordre de 0,2 point de pourcentage d'une hausse d'un point du niveau de compétences en numératie sur le taux de croissance annuel de la productivité du travail. Les caractéristiques du modèle ne permettent pas cependant d'identifier des constats robustes quant au lien entre compétences en numératie et croissance de la productivité.

### Encadré 1. Estimation du stock de capital humain (Egert *et al.*, 2022)

La méthode vise à estimer le stock de capital humain de la population en âge de travailler à la période  $t$  en utilisant les scores obtenus par les individus de cette population à des évaluations ayant lieu à l'âge adulte et à l'adolescence. L'enquête PIAAC 2012 regroupe des données sur les travailleurs nés entre 1947 et 1996. Parmi ceux-ci, les individus issus des générations 1988, 1991 et 1994 ont respectivement été évalués à 15 ans par les éditions 2003, 2006 et 2009 du programme PISA. Nous incluons dans l'échantillon les générations « voisines » de telle sorte que le score PISA d'un pays en 2003 est attribué aux individus nés entre 1987 et 1989, celui de 2006 aux individus nés entre 1990 et 1992, et celui de 2009 aux individus nés entre 1993 et 1995. Nous agrégeons les scores PIAAC et le nombre d'années d'études ( $MYS$ ) des individus par cohorte et par pays et estimons l'équation suivante :

$$\log(PIAAC) = \alpha + \beta_1 * \log(PISA) + \beta_2 * \log(MYS) + \varepsilon \quad (A)$$

À l'aide des coefficients estimés et des scores PISA par pays aux éditions 2012 et 2015, nous évaluons le stock de capital humain en 2017 des individus nés entre 1996 et 1998 (pour 2012) et entre 1999 et 2001 (pour 2015). En utilisant le poids de chaque cohorte d'âge dans la population de l'enquête PIAAC 2012, nous constituons dans chaque pays la population évaluée par une enquête « fictive » PIAAC 2017, et calculons le stock de capital humain synthétique moyen par pays. En bref, le changement de score par rapport à 2012 est dû à deux effets : un effet de remplacement de l'ancienne génération par une nouvelle dont le niveau de capital humain est estimé à partir des scores PISA, et un effet de décalage des générations compte tenu de l'utilisation des poids par groupe d'âge dans la population en âge de travailler. La pertinence de la méthode repose sur l'hypothèse forte que les individus en âge de travailler en 2012 et en 2017 conservent le même niveau de compétences en numératie entre les deux dates. L'étape finale de la méthode consiste à mesurer l'écart du stock de capital humain entre les populations de 2012 et 2017 et d'évaluer la relation entre cet écart et l'évolution de la productivité du pays sur la même période. Le modèle estimé au niveau pays est le suivant, avec  $X$  contenant le PIB par travailleur, le nombre moyen d'années d'études et le nombre moyen d'années d'expérience en tant que travailleur :

$$\Delta Productivité = \alpha + \beta \Delta Capital Humain + \gamma X + \varepsilon \quad (B)$$

(6) Le coefficient associé au log-nombre d'années d'études est également très significatif et vaut 0,168.

En somme, l'étude de la relation entre compétences en numératie, telles que mesurées par l'enquête PIAAC, et productivité du travail laisse entrevoir une corrélation positive bien que d'ordre incertain entre les deux variables. En coupe instantanée, notre estimation la plus robuste au niveau pays-secteur établit une hausse de 34 % de la productivité du travail associée à une déviation positive d'un écart-type, cohérente avec l'estimation au niveau pays. Les différentes spécifications ajoutant des contrôles et des effets fixes montrent la relative stabilité de ce résultat, l'effet n'allant jamais au-delà de 40 %. Nous observons plus de réserve sur les régressions en termes d'évolution. Corroborant les conclusions de De la Fuente et Domenech (2006), notre spécification ne permet pas de montrer que le niveau de capital humain de la population en âge de travailler constitue un facteur robuste de l'évolution de la productivité d'un pays. Enfin, suivant une méthodologie plus ambitieuse pour mesurer le niveau de capital humain de 2017, nous mettons en évidence un effet positif non significatif de la hausse du niveau de compétences en numératie sur la croissance de la productivité.

**Tableau 5. Résultats sur le lien numératie et productivité du travail**

Variables	Pays		Pays x secteur			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Log-Productivité 2012					
Numératie 2012	0,123 (0,183)	0,307 <sup>(***)</sup> (0,064)	0,404 <sup>(***)</sup> (0,054)	0,285 <sup>(***)</sup> (0,088)	—	0,338 <sup>(***)</sup> (0,105)
Années d'étude	-0,059 (0,070)	0,045 (0,036)	-0,046 (0,029)	0,009 (0,041)	0,055 (0,037)	-0,028 (0,045)
Années d'expérience	0,166 <sup>(**)</sup> (0,072)	-0,029 <sup>(**)</sup> (0,013)	-0,018 (0,012)	-0,022 <sup>(*)</sup> (0,011)	-0,027 <sup>(**)</sup> (0,011)	-0,023 <sup>(**)</sup> (0,011)
Log PIB/travailleur 2012	—	-0,015 (0,022)	-0,051 <sup>(***)</sup> (0,017)	—	—	—
Numératie 2012 x Secteur intensif	—	—	—	—	—	-0,134 (0,130)
Soft Skills 2012 (PCA)	—	—	—	—	0,311 <sup>(*)</sup> (0,159)	0,205 (0,164)
R <sup>2</sup>	0,59	0,21	0,30	0,83	0,83	0,84
Observations	29	242	242	242		242
FE Secteur	non	non	non	oui	oui	oui
FE Pays	non	non	non	oui	oui	oui
Poids emploi	non	non	oui	oui	oui	oui

*Lecture* : Erreurs standards entre parenthèses. La variable de numératie a été normalisée de sorte que sa moyenne vaut 0 et son écart-type vaut 1. L'écart-type calculé à partir de notre échantillon vaut environ 25 points sur l'échelle de l'indice de compétences PIAAC.

(\*\*\*)  $p < 0,01$  ; (\*\*)  $p < 0,05$  ; (\*)  $p < 0,1$ .

*Sources* : GAPD/GSPD (Banque mondiale), PIAAC (OCDE) et calculs des auteurs.



**Tableau 6. Résultats sur le lien entre numératie et taux de croissance de la productivité du travail**

Variables	Δ Productivité				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Numératie 2012	0,0011 (0,0025)	0,0002 (0,0022)	0,0025 (0,0041)	- 0,0091 (0,0118)	0,0002 (0,0025)
Années d'étude	0,045 (0,037)	0,024 (0,036)	- 0,0038 <sup>(**)</sup> (0,0019)	0,0007 (0,0051)	0,045 <sup>(*)</sup> (0,024)
Années d'expérience	- 0,064 <sup>(***)</sup> (0,015)	- 0,046 <sup>(**)</sup> (0,022)	0,0004 (0,0008)	- 0,0003 (0,0014)	0,016 <sup>(**)</sup> (0,006)
Log PIB/employé 2012	-	-	0,0010 (0,0011)	-	-
Numératie 2012 x Secteur intensif	-	-	0,0133 (0,011)	0,0092 (0,0148)	0,0011 (0,0008)
Δ Capital humain (OCDE, 2022)	-	0,0018 (0,0025)	-	-	0,0025 (0,0015)
R <sup>2</sup>	0,60	0,48	0,04	0,29	0,44
Observations	29	22	242	242	142
FE Secteur	non	non	non	oui	oui
FE Pays	non	non	non	oui	oui
Poids Emploi	oui	oui	oui	oui	oui

*Lecture* : Erreurs standards entre parenthèses. La variable de numératie a été normalisée de sorte que sa moyenne vaut 0 et son écart-type vaut 1. L'écart-type utilisé dans notre échantillon vaut environ 25 points. La productivité du travail est mesurée comme le rapport entre la valeur ajoutée et le nombre de personnes employées. La croissance moyenne de la productivité du travail  $\Delta Productivité$  correspond à la croissance annuelle de la productivité du travail entre 2012 et 2017,  $\frac{\left(\frac{PIB}{W}\right)_{2017} - \left(\frac{PIB}{W}\right)_{2012}}{5 \times \left(\frac{PIB}{W}\right)_{2012}}$ . La variation de capital humain est mesurée en nombre de points PIAAC.

(\*\*\*) p < 0,01 ; (\*\*) p < 0,05 ; (\*) p < 0,1.

Sources : GPSD (Banque mondiale), PIAAC (OCDE) et calculs des auteurs.

## 2.5. Étude individuelle à la Mincer

Le lien entre productivité et compétences en numératie peut également être étudié au niveau individuel. La base de données issue de l'enquête PIAAC nous permet de relier scores individuels en numératie et revenus horaires, censés refléter la productivité d'un individu. Cette stratégie fait ainsi écho aux travaux de Mincer (1958), étudiant la relation entre salaires et niveau d'éducation à l'échelle individuelle. Nous reproduisons une analyse proche de celle d'Hanushek sur 23 pays (2015), portant ici uniquement sur les données françaises et incluant davantage de contrôles.

La variable correspondant au revenu horaire comprend les primes versées et est exprimée en logarithme, de sorte que les coefficients peuvent être interprétés comme une variation de revenu en pourcentage. Les colonnes (1) et (2) de notre tableau correspondent à nos spécifications portant sur l'ensemble des travailleurs, soit 2 689 individus, puis 2 687 (en raison des valeurs manquantes sur la variable « *soft skills* »). Selon nos estimations, une augmentation de 25 points, soit l'écart-type mesuré dans le cadre des précédentes régressions, des scores en numératie se traduit par une augmentation des revenus horaires d'environ 1,3 %. Cette estimation est plus faible que celle d'Hanushek (2015) qui trouve une augmentation de 15 %. La différence peut s'expliquer par l'important nombre de contrôles rajoutés à notre analyse, dont la liste exhaustive se trouve en bas du tableau 6. Cependant, cet effet n'est plus significatif lorsqu'on intègre

une variable de compétences socio-comportementales (« *soft skills* ») à la régression. À l'inverse de la partie précédente, nous observons une relation plus robuste de la variable dépendante avec la variable de *soft skills* qu'avec la variable de compétences en numératie. Nous estimons ensuite l'impact d'une augmentation des scores en numératie en distinguant les non-diplômés du tertiaire, puis les diplômés du tertiaire. Nos estimations suggèrent que l'impact des compétences en numératie est important chez les non-diplômés du tertiaire, pour lesquels une augmentation de 25 points des scores en numératie est associée à une augmentation des revenus horaires d'environ 3 %. En revanche, l'impact sur les diplômés du tertiaire est plus faible et en deçà du seuil de significativité. Cette analyse à *la Mincer* fait ainsi état d'une relation globalement positive entre niveau de compétences en numératie et revenus, la relation étant particulièrement forte parmi les individus peu diplômés. L'intégration de la variable de compétences socio-comportementales montre toutefois les limites de la relation, et suggère la supériorité de ces dernières vis-à-vis des compétences mathématiques dans la détermination du niveau de salaire horaire. En considérant le revenu comme un indicateur de la productivité du travailleur, les résultats suggèrent l'existence d'un nouveau lien entre nos deux variables d'étude. Les estimations obtenues au niveau individuel ne sont toutefois pas généralisables à l'échelle nationale en raison d'effets d'équilibre général difficiles à prendre en compte. Autrement dit, on ne peut affirmer à partir de ces travaux qu'une augmentation du niveau de compétences en numératie de l'ordre de 25 points pour tous les travailleurs conduise à une hausse du PIB de l'ordre de 1,3 %.

**Tableau 4. Compétences en mathématiques et revenus individuels des travailleurs français**

Variables	Base (1)	Base (2)	Non-diplômés du tertiaire (3)	Diplômés du tertiaire (4)
<i>Soft skills</i>	—	0,036 <sup>(***)</sup> (0,009)	0,033 <sup>(***)</sup> (0,010)	0,052 <sup>(***)</sup> (0,018)
Numératie 2012	0,013 <sup>(**)</sup> (0,005)	0,019 (0,012)	0,028 <sup>(**)</sup> (0,014)	0,014 (0,021)
Années d'étude	0,025 <sup>(***)</sup> (0,003)	0,023 <sup>(***)</sup> (0,003)	0,014 <sup>(***)</sup> (0,004)	0,046 <sup>(***)</sup> (0,018)
Expérience	0,028 <sup>(***)</sup> (0,002)	0,027 <sup>(***)</sup> (0,002)	0,022 <sup>(***)</sup> (0,003)	0,031 <sup>(***)</sup> (0,003)
Contrôles	oui	oui	oui	oui
FE	oui	oui	oui	oui
R <sup>2</sup>	0,446	0,436	0,392	0,453
Observations	2 689	2 687	1 557	1 111

Note : Erreurs standards regroupées par secteur entre parenthèses. Les *soft skills* sont une variable composite, construite par une analyse factorielle des composantes principales (PCA). La variable expliquée correspond aux log-revenus. Les variables de numératie et de *soft skills* ont été normalisées de sorte que la moyenne vaut 0 et un écart de 1 vaut 25 points de compétences. Effets fixes (FE) sur Secteur, Métier, Taille d'entreprise. Autres contrôles : expérience, indicatrices sexe, état de santé, manager, secteur privé temps partiel, éducation parentale, et immigré.

(\*\*\*)  $p < 0,01$  ; (\*\*)  $p < 0,05$  ; (\*)  $p < 0,1$ .

Sources : PIAAC (OCDE) ; Calculs des auteurs.

### 3. Pistes pour améliorer le niveau en mathématiques

Les deux premières parties ont contribué à mettre en évidence deux constats :

- le niveau de compétences en mathématiques des élèves français a nettement baissé depuis 30 ans ;
- il existe un lien positif robuste à différents degrés d'analyse entre le niveau de compétences en mathématiques et la productivité du travail.

Dès lors, l'éducation dans ce domaine apparaît comme un enjeu majeur pour l'évolution de la productivité dans les décennies à venir. Les exemples de l'Allemagne et du Portugal, où les mesures mises en place ont permis une augmentation conséquente des scores PISA (+ 11 points et + 21 points respectivement entre 2003 et 2012), suggèrent que des progrès dans ce domaine sont possibles. Les réformes à l'œuvre (voir encadré 2) ne sont toutefois pas toutes pertinentes dans le système français actuel. Celles mises en place au Portugal relèvent davantage de l'organisation d'un système éducatif alors en retard. Les mesures structurantes instaurées en Allemagne comme la mise en place de normes éducatives et la création d'une instance indépendante d'étude du système éducatif peuvent cependant servir d'inspiration pour des réformes en France.

#### Encadré 2. Les réformes éducatives en Allemagne et au Portugal

Les premiers résultats des tests PISA (2000) ont provoqué un électrochoc en Allemagne : en plus d'être mal classée, le pays a reçu la médaille d'or de l'injustice sociale. Cela a contribué à créer un véritable « choc PISA » et a engendré des réformes profondes :

- quasi-doublement des dépenses fédérales d'éducation au début des années 2000 et augmentation du nombre d'heures d'enseignement dispensées ;
- mise en place de normes éducatives nationales évaluées par un rapport national
- accompagnement renforcé des élèves défavorisés, dispositif en particulier ciblé sur les jeunes issus de l'immigration qui se sont vus proposer un soutien linguistique renforcé en Allemand ;
- création de « l'institut pour le progrès éducatif » ;
- renforcement de l'autonomie des établissements scolaires.

**Résultats** : Amélioration des scores (24 points en lecture, 11 points en maths et 6 points en sciences) entre 2000 et 2012 et du degré d'équité. En 2009, l'écart de performance entre les élèves issus de milieux favorisés et ceux issus de milieux non favorisés était de plus de 70 points en 2009, il est descendu en dessous de 40 en 2015.

Le Portugal quant à lui faisait partie des pays tout en bas du classement PISA. En mathématiques notamment, le Portugal se positionnait 29<sup>e</sup> sur les 35 pays ayant participé au test en 2003. Cependant on observe depuis une forte progression des scores dans les classements PISA. Ainsi, l'OCDE note dans son *Education Policy Outlook* que le Portugal est le seul pays de l'OCDE pour lequel il y a eu une amélioration significative des résultats en lecture, en mathématiques et en sciences. Ces améliorations vont de pair avec des progrès en termes :

- de durée de la scolarité : auparavant obligatoire jusque 15 ans, elle l'est désormais jusque 18 ans ;
- du contenu des enseignements : avec l'introduction d'une deuxième langue obligatoire en 7<sup>e</sup> année et d'un enseignement en rapport avec les NTIC en 9<sup>e</sup> année ;
- d'organisation du réseau scolaire : avec la fermeture des petites écoles de zones peu peuplées remplacées par des cités scolaires plus vastes ;

De lutte contre le décrochage scolaire : entre 2008 et 2018, la part des 25-34 ans n'atteignant pas le niveau de fin de lycée a été réduite de 25 points de pourcentage.

D'autres pistes peuvent paraître pertinentes pour améliorer le niveau des élèves français en mathématiques. Suivant la synthèse de Deming (2022), les réformes éducatives peuvent être réparties en trois catégories selon leur canal d'action :

- améliorer le fonctionnement des composantes principales de l'école ;
- modifier les moyens dont bénéficient les élèves ;
- encourager par des mesures incitatives l'effort de la part des étudiants et des enseignants.

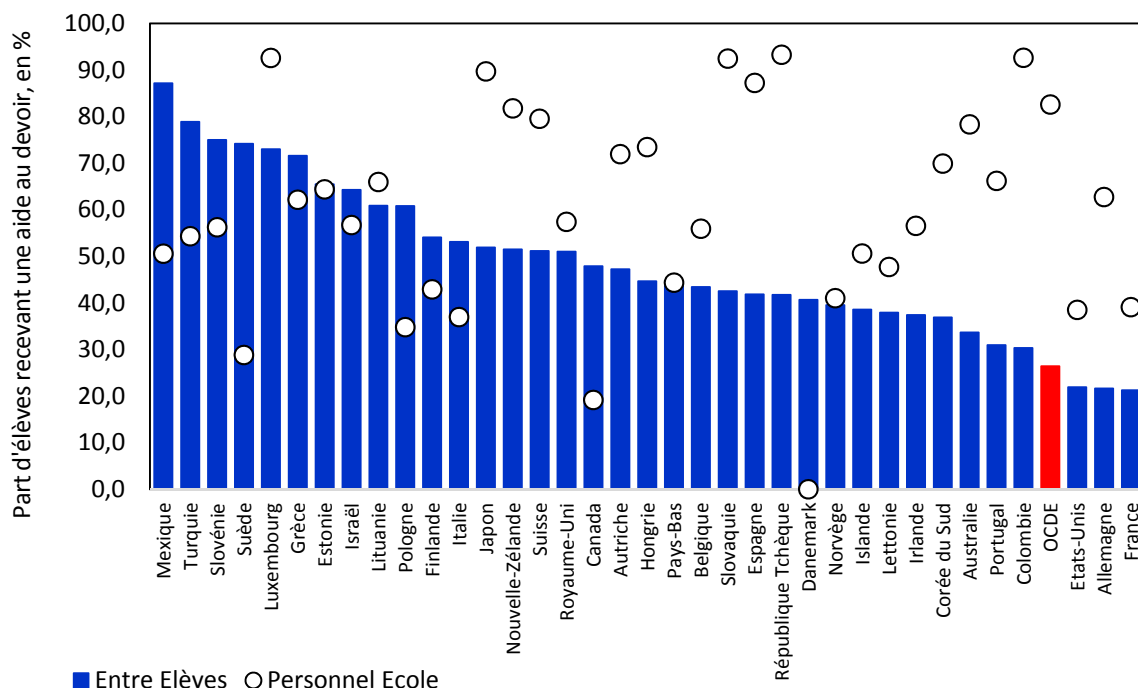
En mobilisant des éléments de la littérature et des ressources issues de l'OCDE, on peut comparer la position de la France vis-à-vis d'autres pays et d'identifier les dispositions éducatives qui pourraient s'avérer adaptées dans le cas de la France.

Nous commençons par discuter l'impact de réformes liées aux composantes principales de l'école comme la taille des classes, le temps d'apprentissage, ou la qualité des enseignants. Parmi ces éléments, la taille des classes a particulièrement retenu l'attention au cours du dernier quinquennat dans le cadre de la réforme de dédoublement des classes de CP et CE1 en Réseaux d'éducation prioritaire renforcée (REP+). Les constats de la littérature quant aux effets de ce type de mesures sont relativement convergents : l'impact sur les résultats scolaires est généralement positif mais ne justifie pas avec certitude le coût important associé à un tel dispositif. Un récent rapport de la DEPP (2021) résume cette littérature et évalue, à l'aide de tests standardisés réalisés à différents moments, l'impact de la réforme mise en place en France à partir de 2017. Les résultats montrent un effet positif significatif sur les résultats des élèves concernés (baisse de 38 % de l'écart en mathématiques avec les élèves hors REP), en particulier sur les élèves les plus en difficulté. Le rapport d'information sur le « Bilan des mesures éducatives du quinquennat » (2022) met toutefois en avant le faible impact de la réforme, notamment en CE1, au regard du budget mobilisé. En somme, bien que cette réforme ait contribué à réduire les inégalités scolaires, élargir un tel dispositif à d'autres classes semble incertain du point de vue du rapport coût-efficacité. Concernant les temps d'apprentissage, la France compte déjà parmi les pays où le temps passé en classe du primaire au collège est le plus élevé (8 104h contre 7 590h dans la moyenne de l'OCDE), bien que le nombre d'heures d'instruction au primaire soit relativement faible. Les mathématiques occupent près de 21 % du temps d'instruction au primaire et 14 % au collège, soit des taux supérieurs aux moyennes de l'Union européenne et de l'OCDE. De plus, les études menées (Cattaneo *et al.*, 2016 ; Patall *et al.*, 2010) n'ont pas permis d'identifier un effet stable du temps d'instruction sur la performance des élèves, les caractéristiques des élèves agissant fortement sur l'impact. Enfin, la question de la qualité de l'enseignement a fait l'objet de plusieurs publications dans le débat public, parmi lesquelles le rapport Villani-Torossian (2018) et le rapport de la Commission des finances sur l'enseignement des mathématiques (2021). Les recommandations qui y figurent visant à la revalorisation du métier d'enseignant, à la fois par un aspect financier et par la sensibilisation aux carrières de l'enseignement, semblent particulièrement pertinentes au vu des difficultés de recrutement observées dans ce domaine.

Parmi les mesures éducatives relevant davantage des moyens dont bénéficient les élèves, Deming place le tutorat parmi les outils les plus efficaces d'amélioration des compétences. Les études menées sur le sujet mettent en effet en évidence un impact positif du tutorat, en particulier lorsque celui-ci est pratiqué à forte dose (voir Fryer et Howard-Noveck, 2020 dans le cas de la lecture). Les données issues de l'enquête PISA 2018 nous renseignent sur les proportions d'élèves recevant de l'aide au devoir de la part du personnel ainsi que des élèves bénéficiant d'une assistance de la part d'autres élèves (« peer to peer tutoring »). La figure 9 montre que la France fait partie des pays de l'OCDE accusant le plus de retard sur ces deux critères. Notons que ces statistiques sont susceptibles d'avoir évolué depuis 2018 avec le développement du dispositif « Devoirs faits », couvrant désormais un grand nombre de collégiens, dont environ un sur deux en éducation prioritaire. Ce dispositif participe ainsi à améliorer l'accompagnement des élèves dans l'apprentissage ainsi qu'à la réduction des inégalités entre élèves, ceux obtenant de moins bons résultats bénéficiant généralement d'un moindre niveau d'aide. En outre, une précédente *Note du CAE*, mettant en avant le moindre investissement du système scolaire en compétences socio-comportementales, compétences clés pour « apprendre à apprendre », proposait parmi ses recommandations de déployer le mentorat à

destination des élèves de collège en particulier au sein du réseau d'éducation prioritaire (cf. Algan, Huillery et Prost, 2018). Si ces propositions ont partiellement été mises en œuvre par le dispositif « Devoirs faits », le renforcement théorique de l'impact à un degré de tutorat élevé suggère néanmoins qu'étendre le dispositif au-delà du collège aurait des effets bénéfiques sur les performances des élèves. À la lumière des éléments présentés, nous estimons donc que le déploiement du tutorat constitue une piste pertinente pour l'amélioration des compétences des élèves en mathématiques.

**Figure 9. Tutorat parmi les pays de l'OCDE, 2018**



Source : PISA (OCDE).

Enfin, le dernier groupe de réformes présenté dans la synthèse de Deming rassemble les incitations à la production d'efforts de la part des élèves ou des enseignants. L'idée serait ici par exemple, conformément à plusieurs expériences menées à l'étranger (Springer *et al.*, 2012 ; Fryer, 2013), de proposer des récompenses aux élèves ou enseignants obtenant les meilleurs résultats lors d'une évaluation. Ce type de programmes pose problème pour plusieurs raisons :

- la perspective de la récompense détourne l'élève de l'apprentissage des compétences non évaluées ;
- la mise en place du dispositif favorise un apprentissage de court terme, sans que les bénéfices soient évidents à long terme ;
- les récompenses à destination des enseignants créent des dangers de sélection adverse vis-à-vis des élèves.

Les études menées ne trouvent en outre pas d'impact significatif de telles incitations sur les performances des élèves, bien que celles-ci puissent participer à influencer d'autres éléments comme la présence en classe (Deming *et al.*, 2016). Ce type de réformes ne semble dès lors pas approprié afin d'améliorer le niveau de compétences des élèves français.

## Conclusion

Ce *Focus* s'intéresse à la relation entre compétences des travailleurs en mathématiques et productivité du travail. Il décrit dans un premier temps la dégradation du niveau français en mathématiques en mobilisant l'ensemble des données disponibles, françaises et internationales. Cette dégradation est générale à l'ensemble de la distribution bien que légèrement plus forte sur le bas de la distribution. Plusieurs spécifications économétriques permettent d'évaluer le risque que représente cette baisse pour la productivité du travail pour l'économie future. Les résultats obtenus montrent une corrélation nette entre les deux notions à l'échelle pays – secteur d'activité de telle sorte qu'un rattrapage de la France en termes de score moyen des travailleurs en mathématiques vis-à-vis des meilleurs pays est associé dans notre échantillon à une hausse de la productivité du travail comprise entre 28 et 34 %. Nos spécifications en termes d'évolutions réalisées en *cross-country* montrent une hausse du taux de croissance annuel d'environ 1,1 point de pourcentage associée à une augmentation d'un écart-type des scores PISA, l'impact sur le taux de croissance n'est cependant pas significatif dans notre analyse incluant les secteurs d'activité.

Le lien positif mis en évidence entre les compétences en mathématiques et la productivité du travail devrait ainsi constituer un élément important dans la réflexion autour des grandes orientations en matière de formation des travailleurs et mérite de faire l'objet d'études plus approfondies dans le contexte français.

## Références bibliographiques

Algan Y., E. Huillery et C. Prost (2018) : « Confiance, coopération et autonomie : pour une école du XXI<sup>e</sup> siècle », *Note du CAE*, n° 48, octobre.

Aussilloux V., C. Bruneau, P-L. Girard et D. Mavridis (2020) : « Le rôle du capital humain dans le ralentissement de la productivité en France », *Note de synthèse France Stratégie*, décembre.

Barro R.J. (1991) : « Economic Growth in a Cross Section of Countries », *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 106, n° 2., pp. 407-443.

Cattaneo M.A., C. Oggenfuss et S.C. Wolter (2016) : « The More the Better? The Impact of Instructional Time on Student Performance », *IZA Discussion Paper*, n° 9797.

CNESCO (Centre national d'étude des systèmes scolaires) (2016a) : « Éclairage du CNESCO sur les mathématiques au primaire », *Note d'actualité*, novembre.

CNESCO (Centre national d'étude des systèmes scolaires) (2016b) : « Acquis des élèves : comprendre les évaluations internationales PISA TIMSS », novembre.

De la Fuente A. et R. Domenech (2006) : « Human Capital in Growth Regressions: How Much Difference Does Data Quality Make? », *Journal of the European Economic Association*, vol. 4, n° 1, pp. 1-36.

Deming D.J. (2022) : « Four Facts about Human Capital », *NBER WP*, n° 30149, juin.

Deming D.J., S. Cohodes, J. Jennings et C. Jencks (2016) : « School Accountability, Postsecondary Attainment, and Earnings », *The Review of Economics and Statistics*, vol. 98, n° 5, pp. 848-862.

DEPP (Direction de l'évaluation, de la prospective et de la performance) (2014) : « Forte baisse du redoublement : un impact positif sur la réussite des élèves », *Note d'information*, n° 36, novembre.

DEPP (Direction de l'évaluation, de la prospective et de la performance) (2022) : *L'état de l'École 2021*, n° 31, novembre.

DEPP (Direction de l'évaluation, de la prospective et de la performance) (2021) : « Évaluation de l'impact de la réduction de la taille des classes de CP et de CE1 en REP+ sur les résultats des élèves et les pratiques des enseignants », *Document de Travail*, n° 2021.E04.

Dieppe A. et H. Matsuoka, (2020) : « Sectoral Sources of Productivity Growth » in *Global Productivity: Trends, Drivers, and Policies*, Dieppe (ed.), World Bank, Washington DC.

Dieppe A., S. Kilic Celik et G. Kindberg-Hanlon (2020) : « Global Productivity Trends » in *Global Productivity: Trends, Drivers, and Policies*, Dieppe (ed.), World Bank, Washington DC.

Egert B., C. de la Maisonneuve et D. Turner (2022) : « A New Macroeconomic Measure of Human Capital Exploiting PISA and PIAAC: Linking Education Policies to Productivity », *OECD Economics Department WP*, n° 1703.

Fryer R.G. (2013) : « Teacher Incentives and Student Achievement: Evidence from New York City Public Schools », *Journal of Labor Economics*, vol. 31, n° 2, pp. 373-407.

Fryer R.G. et M. Howard-Noveck (2020) : « High-Dosage Tutoring and Reading Achievement: Evidence from New York City », *Journal of Labor Economics*, vol. 38, n° 2, pp. 421-452.

Grenet J. (2008) : « PISA, une enquête bancale ? », *La vie des idées*, février.

Hanushek E.A. et D. Kimko (2000) : « Schooling, Labor-Force Quality, and the Growth of Nations », *American Economic Review*, vol. 90, n° 5, pp. 1184-1208.

Hanushek E.A. et L. Woessmann (2012) : « Do Better Schools Lead to More Growth? Cognitive Skills, Economic Outcomes, and Causation », *Journal of Economic Growth*, vol. 17, pp. 267-321.

Hanushek E.A. et L. Woessmann (2015) : « Returns to Skills Around the World: Evidence from PIAAC », *European Economic Review*, vol. 73, pp. 103-130, janvier.

Head K., P. Martin et T. Mayer (2020) : « Les défis du secteur automobile : compétitivité, tensions commerciales et relocalisations », *Note du CAE*, n° 58, juillet.

Jones C.I. (1995) : « R&D-Based Models of Economic Growth », *Journal of Political Economy*, vol. 103, n° 4, pp. 759-784.

Kerwin J.T. et R.L. Thornton (2021) : « Making the Grade: The Sensitivity of Education Program Effectiveness to Input Choices and Outcome Measures. » *The Review of Economics and Statistics*, vol. 103, n° 2, pp. 251-264.

Khanna G. (2022) : « Large-Scale Education Reform in General Equilibrium: Regression Discontinuity Evidence from India », *Journal of Political Economy*, vol. 130, n° 6.

L'Horty Y., P. Martin et T. Mayer (2019) : « Baisses de charges : stop ou encore ? », *Note du CAE*, n° 49, janvier.

Lucas R.E. (1988) : « On the Mechanics of Economic Development », *Journal of Monetary Economics*, vol. 22, n° 1, pp. 3-42.

Mankiw N.G., D. Romer et D.N. Weil (1992) : « A Contribution to the Empirics of Economic Growth », *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 107, n° 2, pp. 407-437.

Mincer J. (1958) : « Investment in Human Capital and Personal Income Distribution », *Journal of Political Economy*, vol. 66, n° 4, pp. 281-302.

Nelson R.R. et E.S. Phelps (1966) : « Investment in Humans, Technological Diffusion, and Economic Growth », *American Economic Review*, vol. 56, n° 1, pp. 69-75.

Schleicher A. (2018) : *PISA 2018: Insights and Interpretations*, OCDE.

OCDE (2019) : *Regards sur l'éducation 2019 : les indicateurs de l'OCDE*, septembre.

Patall E., H. Cooper et A. Allen (2010) : « Extending the School Day or School Year: A Systematic Review of Research (1985-2009) », *Review of Educational Research*, vol. 80, n° 3.

Peri G., K Shih et C. Sparber (2015) : « STEM workers, H-1B Visas, and Productivity in US Cities », *Journal of Labor Economics*, vol. 33, n° S1.

Robin I. (2002) : « L'enquête PISA sur les compétences de lecture des élèves de 15 ans : trois biais culturels en question », *VEI Enjeux*, n° 129, janvier.

Schleicher A. (2015) : « PISA 2012 : repenser l'éducation sous un angle nouveau », *Administration & Education*, n° 145, pp. 17-24.

Springer M.G., J.F. Pane, Vi-Nhuan Le, D.F. McCaffrey, S. Freeman Burns, L.S. Hamilton et B. Stecher (2012) : « Team Pay for Performance: Experimental Evidence From the Round Rock Pilot Project on Team Incentives », *Educational Evaluation and Policy Analysis*, vol. 34, n° 4, pp. 367-390.