

DIFFÉRENCES INTERPROVINCIALES DE RENDEMENT SCOLAIRE AU SECONDAIRE: L'ÉCOLE IMPORTE-T-ELLE?

Miles Corak¹, Darren Lauzon²

RÉSUMÉ

Les études de la variation régionale des résultats de l'enseignement se concentrent étonnamment peu sur la distribution entière des résultats. Habituellement, les effets estimés s'appliquent à l'élève « moyen ». Nous appliquons la méthode de pondération conditionnelle de DiNardo, Fortin et Lemieux (DFL, 1996) pour évaluer la contribution des différences de milieu familial et de caractéristiques de l'école aux différences interprovinciales de distribution du rendement scolaire au Canada. La contribution du milieu familial et des caractéristiques de l'école n'est pas la même en tous points de la courbe de distribution du rendement et l'effet varie fortement selon la province et le domaine de compétences. Le présent document est une version abrégée d'un article plus important que l'on peut obtenir sur demande auprès des auteurs.

MOTS CLÉS : Différences interprovinciales, scores de test, école secondaire, semiparamétrique

1. INTRODUCTION

La variation des résultats scolaires selon l'autorité responsable des politiques soulève d'importantes questions concernant l'accès à un enseignement de qualité et l'efficacité de diverses politiques. Les différences interrégionales ayant trait aux caractéristiques de l'école et au milieu familial contribuent à ces différences de rendement et la comparaison des scores moyens de test sans tenir compte de ces deux facteurs peut donner lieu à des inférences erronées quant à l'efficacité des écoles (Hanushek et Taylor, 1990).

Au Canada, des différences interprovinciales de rendement au secondaire ont été observées lors de toutes les évaluations nationales récentes. Le Québec et l'Alberta ont tendance à surpasser les autres provinces en mathématiques. Lors de l'étude réalisée en 2000 dans le cadre du Programme international pour le suivi des acquis des élèves (PISA), les provinces du Centre et de l'Ouest ont obtenu de meilleurs résultats que les provinces de l'Est. Bien que la comparabilité des résultats pour diverses évaluations soit limitée à cause de différences de contenu, de mesures du rendement, de population cible et de provinces participantes, le profil est-ouest observé dans le PISA confirme généralement d'autres évaluations qui remontent au milieu des années 1980.

L'effet relatif du milieu familial et des caractéristiques de l'école sur les différences interprovinciales observées est mal compris. Certains mettent l'accent sur les différences de politiques et de pratiques en matière d'enseignement, d'autres insistent sur les différences de milieu familial. Certaines provinces ont un taux de chômage plus élevé et plus persistant que d'autres; d'autres ont une plus forte concentration d'immigrants dont la langue maternelle n'est ni l'anglais ni le français. Les différences de politiques et de pratiques observées en matière d'enseignement résultent en partie de ces différences de population d'élèves, si bien qu'il est parfois tentant d'attribuer la plupart de la variation interprovinciale de rendement à ces dernières.

À première vue, certaines données publiées appuient cette conclusion. Dans une revue abondamment citée, Hanushek (1986) montre que l'effet des caractéristiques de l'école, comme le nombre d'élèves par classe, l'expérience et la qualification des enseignants, ou les montants des fonds par élève, est systématiquement faible, voire statistiquement non significatif, comparativement à celui des variables de milieu familial. Par conséquent,

¹ Statistique Canada, Division des études sur la famille et le travail, 24^e étage, immeuble R.-H.-Coats, Parc Tunney, Ottawa, Canada, K1A 0T6. Courriel : miles.corak@statcan.ca

² Statistique Canada, Division des études sur la famille et le travail et Programme des centres de données de recherche, 600-300 West Georgia Street, Vancouver, Canada, V6R 6C7. Courriel: darren.lauzon@statcan.ca

nombreux sont ceux qui concluent que « l'école n'importe pas ». Pourtant, il s'agit d'une conclusion qui est contraire à l'intuition étant donné l'importance de l'investissement dans l'enseignement officiel des pays industrialisés et qui contredit la foule de données publiées montrant que les caractéristiques de l'école ont tendance à être corrélées positivement au marché du travail et à d'autres résultats chez l'adulte (Card et Krueger, 1992; Haveman et Wolfe, 1995). Certains contestent l'exactitude la revue de Hanushek (Heges, Laine et Greenwald, 1994). Card et Krueger (1996) soutiennent que le nombre de résultats positifs recensés dans la littérature (malgré les erreurs-types importantes) est trop élevé pour être dû purement au hasard. Loeb et Bound (1996, p. 661) font remarquer que les études indiquant des effets positifs des caractéristiques de l'école s'appuient habituellement sur des données agrégées sur les cohortes ayant fait leurs études avant 1960, tandis que celles qui ne révèlent aucun effet ont tendance à être basées sur des microdonnées recueillies auprès de cohortes plus récentes. En se concentrant sur l'effet causal d'un programme d'enseignement particulier, Angrist et Lavy (2001) estiment l'effet d'un programme de formation des enseignants à Jérusalem et constatent que, dans les écoles laïques, la formation a donné lieu à des scores de test plus élevés et que le programme est rentable.

Cependant, la plupart des études récentes sur l'efficacité des écoles se concentre sur la spécification et l'estimation de la fonction de production de l'enseignement. Il s'agit du cadre empirique type de l'évaluation de l'importance relative du milieu familial et des caractéristiques de l'école, et la spécification type est un modèle de régression linéaire paramétrique établissant un lien entre les contributions du milieu familial et de l'école, d'une part et une mesure du rendement de l'élève, d'autre part. On peut évaluer l'efficacité de la contribution de l'école et des variables de politiques en estimant leur effet marginal sur les résultats (Hanushek, 1986). Néanmoins, la spécification incorrecte du modèle de régression biaise les estimations de ces effets marginaux. L'erreur de mesure, les variables omises et l'agrégation des données comptent parmi les problèmes mentionnés le plus fréquemment. Des études récentes basées sur de meilleures données visent à résoudre ces problèmes, particulièrement celui des variables omises (Goldhaber et Brewer, 1997; Montmarquette et Mahseredjian, 1989). Les résultats concernant la contribution de l'école continuent d'être faiblement positifs. Les études publiées dans le domaine de la sociologie de l'éducation fondées sur des modèles à composante d'erreur d'ordre plus élevé produisent des résultats plus positifs pour la contribution des caractéristique de l'école (Raudenbush et Bryk, 1986; Willms et Raudenbush, 1989; Raudenbush et Willms, 1995), mais ces modèles s'appuient sur des hypothèses fortes qui ne sont pas toujours justifiées quant à la corrélation des variables omises et de celles incluses dans le modèle.

Un nombre étonnamment faible d'études traitent de l'utilisation du cadre de régression linéaire paramétrique et de l'accent qu'il met sur les résultats moyens. L'effet des systèmes scolaires sur les élèves n'est pas uniforme. Si le rôle des écoles est d'amener tous les élèves à un niveau minimal type de rendement, indépendamment de leur potentiel cognitif initial, on devrait s'attendre à ce que l'effet des caractéristiques de l'école soit plus important pour les élèves les moins talentueux. Par exemple, il est généralement considéré que la formation de classes comptant un petit nombre d'élèves est une bonne politique scolaire. Dans les cas où la formation de petites classes a eu un effet positif, celui-ci était généralement plus important pour les élèves défavorisés (Lazear, 1999). Deux articles récents décrivent l'utilisation de la spécification linéaire paramétrique dans la régression par quantile (Eide et Showalter, 1998; Levin, 2001) pour tenir compte d'effets différents à des points différents de la distribution. Eide et Showalter constatent que l'effectif de l'école et le montant des fonds par élève ont des effets positifs au niveau du cinquième percentile (alors que, selon la méthode des MCO, les effets sont faibles et non significatifs pour ces variables à la moyenne). Par contre, Levin ne décèle de preuve d'un effet de l'effectif de la classe à aucun endroit de la distribution du rendement d'échantillons d'élèves hollandais de 4^e et de 8^e années.

Pour évaluer l'effet relatif des différences de milieu familial et de caractéristiques de l'école sur les différences de rendement au niveau provincial, nous profitons d'une méthode semiparamétrique mise au point récemment pour éviter les hypothèses de linéarité et de propriétés paramétriques faites lors de travaux antérieurs. Nous appliquons la méthode de décomposition de DiNardo, Fortin et Lemieux (DFL, 1996) pour faire la distinction entre les provinces canadiennes dans la distribution complète du rendement à l'aide de données sur les élèves de 15 ans provenant du PISA 2000. La méthode DFL étend la décomposition bien connue d'Oaxaca (1973) afin de ventiler les différences entre des distributions complètes en composantes que l'on peut attribuer à diverses sources³. Les données du PISA ont à la fois l'avantage d'être récentes et de donner une évaluation des élèves dans trois domaines de compétences, à savoir la lecture, les mathématiques et les sciences. Dans la présente étude, nous examinons les différences entre

³ Pour une description simple de la décomposition d'Oaxaca, consulter Greene (2000, p. 251). Pour l'application originale, consulter Oaxaca (1973).

l'Alberta et les autres provinces canadiennes. Nous avons choisi l'Alberta comme référence parce que les élèves de cette province sont ceux qui ont obtenu les meilleurs résultats, en moyenne, dans les trois domaines étudiés. Nous décomposons séquentiellement les différences entre les distributions du rendement en une composante attribuable aux différences entre les distributions des caractéristiques du milieu familial, une composante attribuable aux différences entre les distributions des caractéristiques de l'école et un résidu.

À la section 2, nous discutons de la décomposition DFL dans le contexte de nos données. À la section 3, nous décrivons les données. À la section 4, nous discutons des résultats pour les différences entre le Nouveau-Brunswick et l'Alberta⁴. À la section 5, nous présentons nos conclusions.

2. DÉCOMPOSITION DFL

Nous allons maintenant décrire l'application de la méthode DFL dans le contexte des différences interprovinciales de rendement scolaire. Soit (y, p, x, w) un vecteur aléatoire conjointement distribué de scores de test, de provinces et de covariables de milieu familial et d'école. L'objectif est de déterminer la différence entre les densités marginales de scores de test $f_1(y) - f_0(y)$ entre deux provinces (annotées 1 et 0) et de la décomposer en une partie attribuable aux différences entre les provinces en ce qui a trait à la distribution des caractéristiques du milieu familial et une partie attribuable aux différences entre les provinces en ce qui a trait à la distribution des caractéristiques de l'école. Par conséquent, nous avons besoin de fonctions de densité contrefactuelles représentant la distribution des scores de test dans la province 1 si les caractéristiques du milieu familial et de l'école étaient distribuées comme elles le sont dans la province 0 et que l'enseignement était par ailleurs prodigué aux élèves comme il le serait dans la province 1. L'intuition fondamentale de DFL est que les densités contrefactuelles s'obtiennent par simple repondération des densités réelles.

Pour $z = (x, w)$, le score de test marginal réel pour la province i est

$$\begin{aligned} f_i(y) &= \int_{z \in \Omega} dF(y, z \mid p_y = p_z = i) \\ &= \int_{z \in \Omega} f(y \mid z, p_y = i) dF(z \mid p_z = i) \\ &= f(y; p_y = p_z = i) \end{aligned} \quad (1)$$

$i = 1, 0$

où Ω est le support covarié. Ceci nous fournit la convention de notation permettant d'exprimer pour quelle province la distribution des scores de test et des covariables est étudiée. Cette densité marginale peut être estimée au moyen de l'estimateur à noyau de la densité :

$$\hat{f}_1(y) = \frac{\theta_i}{h} \sum_{i \in p_y=1} K\left(\frac{y_0 - y_i}{h}\right) \equiv \kappa(K, h, \theta_i). \quad (2)$$

L'estimateur à noyau de la densité a fait l'objet de discussion dans plusieurs articles publiés récemment (DiNardo, Fortin et Lemieux, 1996; Blundell et Duncan, 1998; Yatchew, 1998; DiNardo et Tobias (2001)). Ici, θ_i est le poids d'échantillonnage. La fonction K est le noyau qui donne un poids décroissant aux points de la distribution à mesure que la distance par rapport à y_0 augmente. L'estimateur à noyau est une généralisation de l'histogramme bien connu que l'on peut obtenir à partir de (2) en choisissant le noyau de façon appropriée. Généralement, les estimations sont robustes au choix de K , mais non à celui de h . Le compromis a lieu entre la variance et le biais. Si h est trop grand, la densité sera lissée excessivement comparativement à la densité réelle (biais) et si h est trop faible, la forme réelle de la fonction de densité sera estimée de façon imprécise. Le choix de h demeure un sujet ouvert de recherche. La

⁴ Les résultats complets pour les autres provinces comparativement à l'Alberta sont présentés dans la version intégrale de l'article qui peut être obtenue sur demande auprès des auteurs.

méthode DFL s'appuie sur la méthode de « l'extension modulaire » de Sheather et Jones (1991), car on a montré qu'il s'agit d'un meilleur choix en cas de densité complexe, multimodale (Park et Turloch, 1992). Puisque les estimations sous-jacentes des valeurs plausibles utilisées dans le présent article sont tirées de modèles symétriques, la question est moins préoccupante dans le cas de nos données. Dans la présente étude, nous utilisons l'estimateur « empirique » proposé par Silverman (1986) $h = 0,9(\min\{\hat{\sigma}, IQR/1,34\})n^{-1/5}$ où $\hat{\sigma}$ est l'écart-type d'échantillon, IQR est l'intervalle inter-quartile (la différence entre les 75^e et 25^e percentiles) et n est l'effectif de l'échantillon.

Les poids utilisés pour obtenir les densités contrefactuelles découlent directement de l'expression de la densité réelle. En contrôlant pour commencer pour les différences de caractéristiques du milieu familial, nous pouvons ajuster la densité réelle comme suit :

$$\begin{aligned} f_1(y; p_y = 1, p_x = 0, p_w = 1) &= \int \int f(y | x, w) dF(x | w, p_x = 0) dF(w | p_z = 1) \\ &= \int \int f(y | x, w) \psi_{x|w}(x, w) dF(x | w, p_x = 1) dF(w | p_z = 1) \end{aligned} \quad (3)$$

où

$$\psi_{x|w}(x, w) \equiv \frac{dF(x | w, p_x = 0)}{dF(x | w, p_x = 1)} = \frac{pr(p_x = 0 | x, w)}{pr(p_x = 1 | x, w)} x \frac{pr(p_x = 1 | w)}{pr(p_x = 0 | w)}. \quad (4)$$

La dernière équation découle de la règle de Bayes, et les ratios sont estimés facilement au moyen d'un modèle logit⁵. Si l'on dispose d'une estimation de $\hat{\psi}_{x|w}(x, w)$, on peut estimer la densité contrefactuelle sous la forme $\kappa(K, h, \theta'_i)$ où $\theta'_i = \theta_i \hat{\psi}_{x|w}^i(x, w)$.

On obtient la densité contrefactuelle pour les différences de caractéristiques de l'école de façon similaire.

$$\begin{aligned} f_1(y; p_y = 1, p_x = 0, p_w = 1) &= \int \int f(y | x, w) dF(x | w, p_x = 0) dF(w | p_z = 0) \\ &= \int \int f(y | x, w) \psi_{x|w}(x, w) dF(x | w, p_x = 1) \psi_w(w) dF(w | p_z = 1) \end{aligned} \quad (5)$$

où $\psi_{x|w}(x, w)$ est définie comme auparavant et

$$\psi_w(w) = \frac{dF(w | p_w = 0)}{dF(w | p_w = 1)} = \frac{pr(p_w = 0 | w)}{pr(p_w = 1 | w)} x \frac{pr(p_w = 1)}{pr(p_w = 0)}. \quad (6)$$

De nouveau, la dernière égalité découle de la règle de Bayes et les ratios peuvent être estimés au moyen de modèles logit. En disposant d'une estimation de $\hat{\psi}_w(w)$ nous estimons la densité contrefactuelle des différences de milieu familial et de caractéristiques de l'école sous la forme $\kappa(K, h, \theta''_i)$ où $\theta''_i = \theta'_i \hat{\psi}_w^i(w)$.

Enfin, en simplifiant la notation $\hat{f}(y; p_y = i, p_x = i, p_w = i)$ en \hat{f}_{iii} , nous décomposons les différences de densité comme suit :

$$\hat{f}_{111} - \hat{f}_{000} = \hat{f}_{111} - \hat{f}_{101} + \hat{f}_{101} - \hat{f}_{100} + \hat{f}_{100} - \hat{f}_{000} \quad (7)$$

⁵ Bien que DFL aient utilisé un probit, nous utilisons le logit pour faciliter les calculs et parce que la moyenne des probabilités prévues de réussite est égale à la proportion moyenne d'échantillon si le modèle contient un terme constant.

Chaque différence représente, dans l'ordre, la différence réelle, la part attribuable aux différences de milieu familial, la part attribuable aux différences de caractéristiques de l'école et un résidu. Les résultats sont sensibles à l'ordre de décomposition, si bien que nous calculons aussi la décomposition en ordre inverse (en considérant d'abord les différences de caractéristiques de l'école, puis les différences de caractéristiques de l'élève).

3. DONNÉES

L'évaluation du PISA a été réalisée dans les pays de l'OCDE participants au printemps 2000. L'étude du PISA est basée sur un plan de sondage à deux degrés, où les écoles sont échantillonnées au premier degré et les élèves dans les écoles, au deuxième. L'échantillon canadien contenait environ 30 000 élèves, effectif suffisant pour permettre le calcul d'estimations provinciales. Les élèves ont subi un test écrit de deux heures contenant des questions visant à évaluer leurs compétences en lecture, en mathématiques et en sciences. Les élèves et les directeurs des écoles participantes ont répondu à des questionnaires conçus pour recueillir des renseignements sur les écoles, le milieu familial des élèves et d'autres facteurs associés au rendement scolaire⁶. Les données sur le rendement scolaire que nous utilisons sont celles de l'ensemble de valeurs plausibles de cinq « scores de test ». Dans certaines conditions, l'utilisation de valeurs plausibles des scores produit des estimations sans biais de statistiques agrégées qui sont des fonctions de la capacité inconnue (ici, les capacités en mathématiques, en lecture et en science). Elle est particulièrement avantageuse dans les tests comptant un nombre assez faible de questions⁷.

Bien qu'une quantité considérable de renseignements soit recueillie auprès des élèves au moyen des instruments du PISA et de l'EJT, nous nous concentrons sur les facteurs contextuels qu'il est le plus facile de traiter comme étant exogènes au système d'enseignement. Pour les élèves, nous considérons ainsi les groupes de variables suivants :

1. situation concernant la naissance à l'étranger des parents et des élèves;
2. langue (l'élève parle-t-il ou non la langue utilisée pour le test à la maison?);
3. situation de parent seul;
4. niveau de scolarité des deux parents;
5. profession des deux parents;
6. situation d'activité des deux parents au moment du test.

Pour les écoles, nous concentrons notre attention sur des variables qui sont généralement utilisées dans les études sur la productivité de l'enseignement, ainsi que sur celles dont la valeur varie considérablement selon la province et qui représentent des domaines importants de débat public. Les groupes de variables de l'école sont :

1. le nombre d'élèves par classe (approximé par le ratio du nombre d'élèves au nombre d'enseignants);
2. la façon dont l'évaluation de l'élève est utilisée par l'école (pour regrouper les élèves selon leurs capacités, pour établir des points de référence comparativement aux résultats nationaux ou provinciaux ou pour suivre le rendement d'année en année);
3. les indicateurs du moral des enseignants;
4. le nombre d'heures d'enseignement par année.

La définition effective des variables utilisées dans les estimations finales de la décomposition a été limitée, en grande partie, par les contraintes d'identifiabilité dans les modèles logit utilisés pour estimer les fonctions de pondération⁸.

⁶ Au Canada, le PISA a également été intégré à l'Enquête auprès des jeunes en transition (EJT), qui est une nouvelle enquête longitudinale. Les élèves et leurs parents ont répondu aux questionnaires de cette enquête. Au moment de la présente étude, seuls les résultats des enquêtes auprès des élèves étaient disponibles.

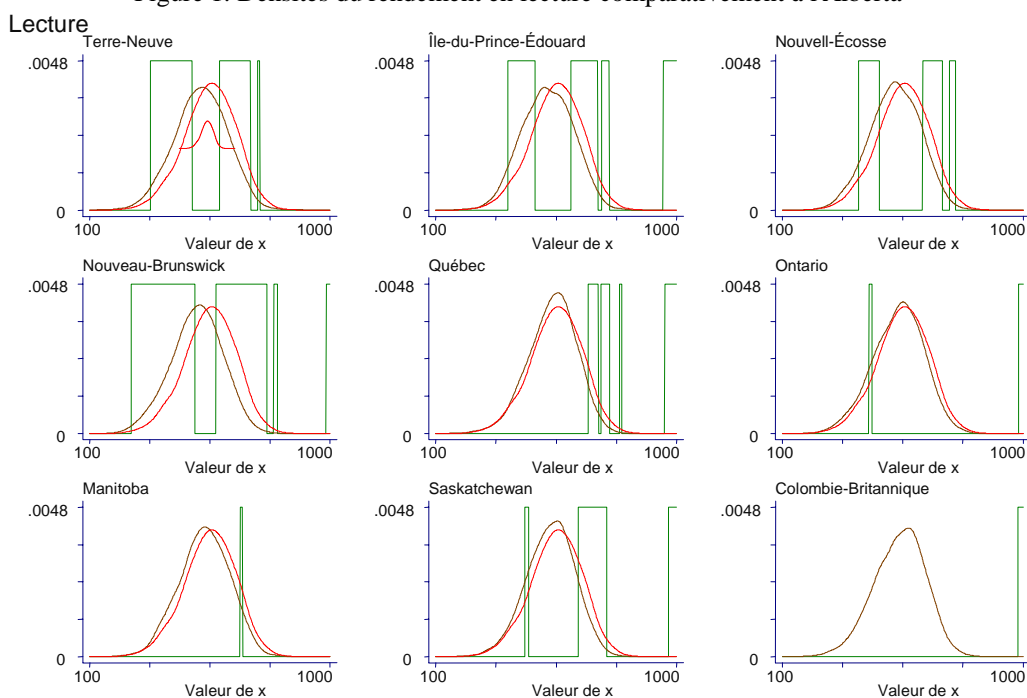
⁷ Voir Miselevy (1991) pour plus de précision sur les valeurs plausibles.

⁸ Nous disposons d'un nombre plus grand de variables nominales définies pour mieux saisir la forme de la distribution des caractéristiques du milieu familial et de l'école. Toutefois, dans de nombreux cas, nous n'avons pu estimer exactement le paramètre logit, car certaines de ces variables prédisaient parfaitement l'appartenance à une province particulière. Il en était ainsi pour plusieurs provinces de l'Est où la variation de ces variables était, dans certains cas, limitée. La liste finale de variables est un ensemble dont l'estimation est possible pour toutes les provinces.

4. RÉSULTATS

Dans le présent article, nous présentons les résultats de l'évaluation des compétences en lecture et en mathématiques pour le Nouveau-Brunswick et pour l'Alberta. Les résultats complets sont présentés dans la version plus étoffée. La figure 1 donne les densités réelles pour chaque province du Canada comparativement à l'Alberta. Sur chaque panneau de la figure, nous avons superposé une fonction indicatrice qui prend une valeur non nulle si la différence entre les densités estimées au point en question est significativement différente de zéro au niveau de confiance de 95 %. Les erreurs-types des estimations de la densité sont calculées au moyen des poids obtenus par la méthode des répliques équilibrées répétées (méthode BRR) qui ont été fournis avec l'ensemble de données et corrigées pour la variance d'imputation associée aux valeurs plausibles. Les provinces sont représentées dans l'ordre est-ouest, de la gauche à la droite du graphique. Les différences significatives les plus importantes par rapport à l'Alberta sont celles observées pour les provinces de l'Est, résultat qui concorde avec ceux obtenus pour le rendement moyen. En particulier, l'écart moyen le plus important est celui entre le Nouveau-Brunswick et l'Alberta.

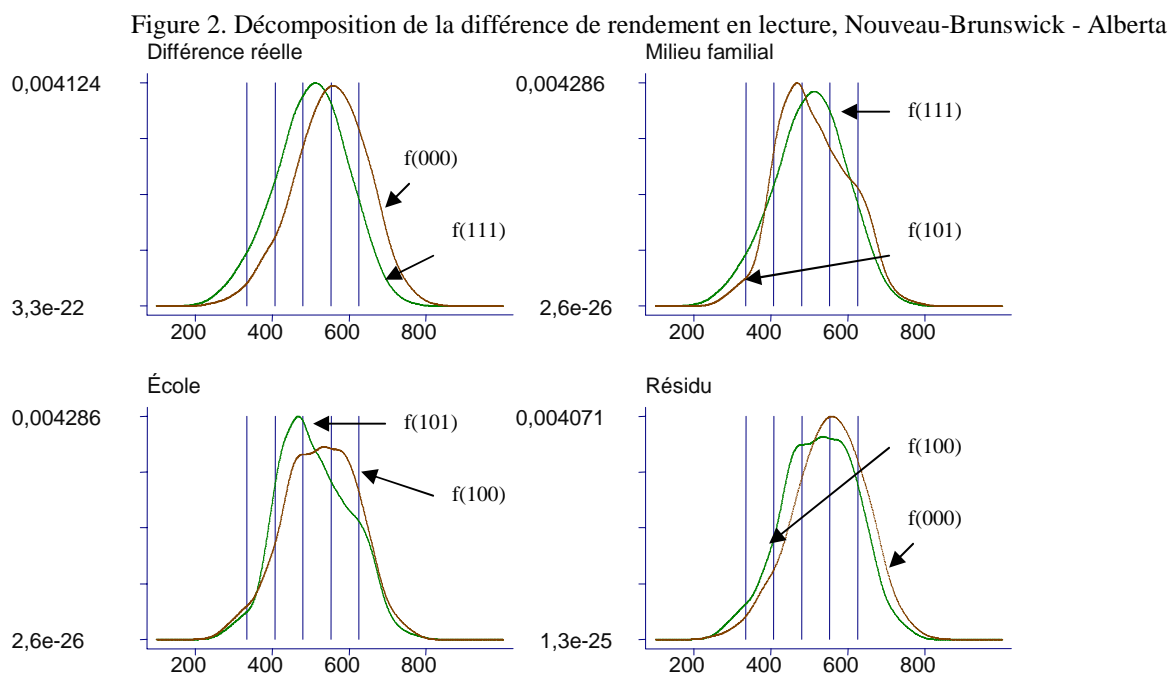
Figure 1. Densités du rendement en lecture comparativement à l'Alberta



La figure 2 montre la décomposition de premier ordre (milieu familial pour commencer, puis caractéristiques des écoles) pour l'évaluation des compétences en lecture. Comme la lecture était le thème principal du PISA 2001, on a défini pour l'ensemble de données diffusées des seuils qui déterminent des niveaux de compétences allant de 1 à 5, une valeur égale ou supérieure à 5 représentant les élèves ayant le rendement le plus élevé et une valeur inférieure à 1, ceux ayant le rendement le plus faible. Ces seuils sont représentés par des droites verticales. Le premier panneau représente les densités réelles pour les deux provinces. De toute évidence, la densité pour l'Alberta est décalée vers la droite par rapport à celle du Nouveau-Brunswick, indiquant que les proportions d'élèves qui fonctionnent aux niveaux élevés de compétences sont plus fortes en Alberta qu'au Nouveau-Brunswick.

Les autres panneaux montrent les résultats de la décomposition. Le deuxième montre l'effet de la neutralisation des variables du milieu familial. Les différences de milieu familial contribuent à la différence de rendement entre les élèves les plus et les moins performants. Si ces différences n'existaient pas, un plus petit nombre d'élèves fonctionneraient sous le niveau 2 et un plus grand nombre fonctionneraient à un niveau supérieur à 5. Toutefois, il n'y aurait pas de décalage vers la droite de la distribution et la densité supplémentaire serait observée au milieu de la distribution. Autrement dit, les différences de milieu familial ont tendance à atténuer les différences de rendement approximativement dans le deuxième quart de la distribution.

Si nous tenons compte en outre de l'effet des différences de distribution des caractéristiques de l'école, nous observons un léger décalage vers la droite de la distribution des scores de test du Nouveau-Brunswick. Un nombre nettement plus faible d'élèves fonctionneraient à un niveau compris entre 1 et 2 ou à un niveau compris entre 2 et 3, ce qui signifie que, après avoir neutralisé l'effet des différences de milieu familial, les différences de caractéristiques de l'école contribuent encore aux écarts dans ces zones de la distribution. Un plus grand nombre d'élèves fonctionneraient à un niveau compris entre 4 et 5 ou supérieur à 5, ce qui signifie que, même si l'on tient compte de l'effet du milieu familial, les différences de caractéristiques de l'école contribuent aux différences de rendement dans ces zones de la distribution également. Le dernier panneau montre l'effet résiduel, autrement dit la part de la différence entre les distributions qu'il reste « à expliquer ». Tenir compte des différences entre l'Alberta et le Nouveau-Brunswick en ce qui concerne la distribution des caractéristiques de l'école et du milieu familial de l'élève comme nous l'avons défini n'élimine pas l'écart entre les distributions des scores de test. La distribution obtenue pour l'Alberta reste décalée à droite de la distribution rajustée obtenue pour le Nouveau-Brunswick, un nombre plus faible d'élèves fonctionnant sous le niveau 3 et un nombre plus grand, au-dessus du niveau 4.

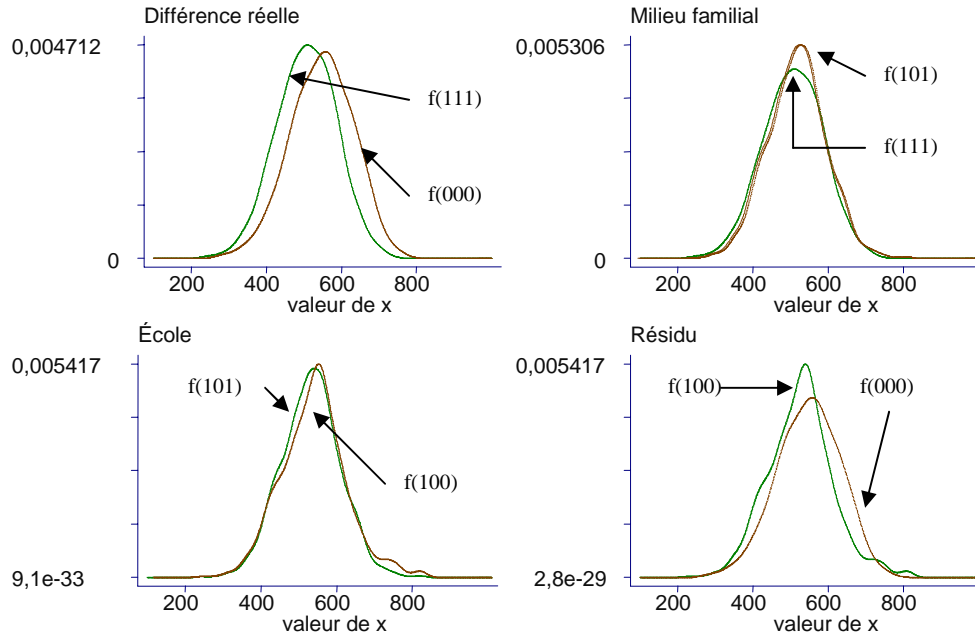


Les résultats diffèrent dans le cas des compétences en mathématiques (figure 3). De nouveau, la densité obtenue pour l'Alberta est décalée vers la droite de celle obtenue pour le Nouveau-Brunswick. Les différences de milieu familial expliquent une petite partie de la différence de rendement des élèves à faible rendement, mais n'expliquent pratiquement rien de la différence observée dans la partie supérieure de la distribution, contrairement aux résultats obtenus pour la lecture. Le troisième panneau montre que tenir compte en outre des différences de caractéristiques de l'école produit une légère différence dans la partie médiane et dans la queue supérieure de la densité des scores de test, ce qui sous-entend que les différences de caractéristiques de l'école sous-tendent les différences de rendement dans les percentiles supérieures et inférieures de la distribution des scores en mathématiques. Les effets sont moins prononcés que pour les compétences en lecture, mais sont comparables en ce qui a trait à la zone de la distribution où l'effet est observé. Le panel 4 montre que, sauf pour les percentiles situés tout à fait à l'extrémité supérieure de la distribution, la distribution obtenue pour l'Alberta reste décalée vers la droite par rapport à celle obtenue pour le Nouveau-Brunswick, après que l'on ait tenu compte des différences de caractéristiques des élèves et des écoles.

Pour l'évaluation des compétences en lecture et en mathématiques, nous voyons que les différences de caractéristiques des élèves semblent expliquer les différences observées à l'extrémité inférieure de la distribution et avoir peut-être un léger effet à l'extrémité supérieure également. Lorsqu'on tient compte des différences de caractéristiques des élèves, le fait de neutraliser l'effet des différences de caractéristiques des écoles a tendance à

avoir un effet équilibrant, l'influence principale de ces caractéristiques étant concentrée dans les parties médianes de la distribution des scores de test. On peut soutenir facilement, du moins dans le cas de la lecture, que les caractéristiques de l'école n'ont pas d'effet sur la distribution du rendement des élèves, même si l'on tient compte des différences de caractéristiques de la population d'élèves.

Figure 3 : Décomposition de la différence de rendement en mathématiques



Les tableaux 2 et 3 montrent les décompositions pour diverses statistiques d'emplacement et de forme pour les compétences en lecture et en mathématiques. La première colonne du tableau donne la valeur réelle de la statistique pour le Nouveau-Brunswick calculée au moyen de la densité estimée pour cette province. La deuxième donne la différence réelle calculée en se servant des densités estimées réelles. Les décompositions suivent, dans l'ordre, dans les colonnes 3, 4 et 5. Au-dessous de chaque effet figure la proportion expliquée de l'écart. Si l'on se reporte à l'équation (7) et qu'on représente la statistique estimée d'après la densité \hat{f}_{iii} par $\hat{\theta}_{iii}$, les valeurs des colonnes 3, 4 et 5 sont respectivement $(\hat{\theta}_{111} - \hat{\theta}_{101})$, $(\hat{\theta}_{101} - \hat{\theta}_{100})$ et $(\hat{\theta}_{100} - \hat{\theta}_{000})$.

Si l'on se concentre d'abord sur le score de test moyen provincial, on constate que les différences de milieu familial contribuent à l'écart de rendement moyen en lecture et en mathématiques. (Sans ces différences, l'écart serait plus faible.) Les différences de caractéristiques de l'école contribuent aussi à la différence entre les moyennes et elles contribuent plus que les différences de milieu familial à la différence de rendement en lecture, mais moins que celles de rendement en mathématiques.

Au niveau de la médiane, les résultats diffèrent. Les différences de milieu familial *réduisent* l'écart médian de rendement en lecture (sans ces différences, la moyenne pour le Nouveau-Brunswick serait plus élevée). Les différences de caractéristiques de l'école contribuent nettement plus à l'écart médian de rendement en lecture qu'à l'écart moyen, mais nettement moins que pour les mathématiques. Pour les deux tests, les résidus sont semblables et comparables à celui obtenu pour la moyenne.

Si l'on se concentre sur les niveaux de compétences en lecture, le milieu familial explique plus de 80 % de l'écart entre les proportions d'élèves fonctionnant à un niveau égal ou inférieur au niveau 1 de compétences. Les différences de caractéristiques de l'école réduisent partiellement l'écart, ce qui donne à penser que les écoles du Nouveau-Brunswick sont adaptées partiellement aux besoins des élèves dont le rendement est le plus faible et que, si l'on tient compte des différences de caractéristiques des élèves, les caractéristiques des écoles de l'Alberta n'aideraient pas les élèves dont le rendement en lecture est le plus faible. Les caractéristiques de l'école contribuent

considérablement à l'écart entre les proportions d'élèves fonctionnant à un niveau compris entre 1 et 2 ou entre 2 et 3. Elles contribuent beaucoup à l'écart entre les proportions d'élèves qui fonctionnent à un niveau compris entre 4 et 5 et contribuent dans une moindre mesure à celui entre les proportions d'élèves qui fonctionnent à un niveau supérieur à 5.

Pour les mathématiques, on n'a pas établi de niveaux de compétences comparables à ceux déterminés pour la lecture. Par conséquent, nous examinons l'effet des différences de caractéristiques du milieu familial et de l'école sur certains percentiles. Les valeurs pour les percentiles de l'Alberta sont plus élevées puisque la distribution des scores de test en mathématiques de l'Alberta est décalée vers la droite par rapport à celle du Nouveau-Brunswick. Dans le cas de la figure 2, les différences de caractéristiques des élèves contribuent plus aux différences pour les percentiles les plus faibles de la distribution et la contribution diminue de façon presque monotone lorsque le percentile augmente. Les résidus pour les décompositions en percentiles sont importants, ce qui indique que moins de la moitié des différences entre les percentiles sont expliquées par les variables étudiées.

Les décompositions en ordre inverse produisent des résultats comparables. Les graphiques et les tableaux figurent dans l'article complet.

TABLEAU 1 : Décomposition des différences entre certaines statistiques, lecture

	Valeur	Différence réelle	Caractéristiques de l'élève	Caractéristiques de l'école	Facteur résiduel
Moyenne	501,1505	-49,2325	-8,6927	-15,6718	-24,8679
		1	0,1766	0,3183	0,5051
Écart-type	97,4912	-0,6386	2,5605	-3,0469	-0,1521
		1	-4,0094	4,7712	0,2382
c.v.	5,1405	-0,4683	-0,2302	0,0071	-0,2451
		1	0,4916	-0,0151	0,5234
Médiane	505,7878	-48,5754	4,6203	-27,3159	-25,8798
		1	-0,0951	0,5623	0,5328
Proportion au niveau de compétences					
≤ Niveau 1	5,2511	3,3279	2,7633	-0,7098	1,2745
		1	0,8303	-0,2133	0,383
1 et 2	11,7482	5,5905	1,0871	2,3024	2,201
		1	0,1945	0,4118	0,3937
2 et 3	22,8826	8,1339	-5,2425	7,1669	6,2095
		1	-0,6445	0,8811	0,7634
3 et 4	29,2961	2,7914	3,0564	-0,2815	0,0165
		1	1,0949	-0,1009	0,0059
4 et 5	21,0009	-6,7837	1,8994	-5,9667	-2,7163
		1	-0,28	0,8796	0,4004
> 5	9,8211	-13,06	-3,5637	-2,5112	-6,9851
		1	0,2729	0,1923	0,5349

TABLEAU 2 : Décomposition des différences entre certaines statistiques, mathématiques

	Valeur	Différence réelle	Caractéristiques de l'élève	Caractéristiques de l'école	Facteur résiduel
Moyenne	506,1981	-40,7671	-11,936	-7,8101	-21,0211
		1	0,2928	0,1916	0,5156
Écart-type	82,3808	-4,5545	2,4538	-8,7671	1,7588
		1	-0,5388	1,9249	-0,3862
c.v.	6,1446	-0,147	-0,338	0,5527	-0,3618
		1	2,2989	-3,7595	2,4607
90 ^e	610,9828	-47,9425	-9,8536	-12,7514	-25,3375
		1	0,2055	0,266	0,5285
80 ^e	576,192	-45,8409	-7,6417	-8,8287	-29,3705
		1	0,1667	0,1926	0,6407
75 ^e	565,0002	-43,3102	-5,9733	-7,5989	-29,7381
		1	0,1379	0,1755	0,6866
Médiane	508,3962	-42,5621	-12,5851	-6,1272	-23,8498
		1	0,2957	0,144	0,5604
25 ^e	451,7622	-37,7836	-13,3949	-4,6952	-19,6935
		1	0,3545	0,1243	0,5212
20 ^e	436,1152	-38,144	-15,5595	-2,2576	-20,3268
		1	0,4079	0,0592	0,5329
10 ^e	399,0307	-35,0127	-16,7098	1,8912	-20,1941
		1	0,4772	-0,054	0,5768

5. CONCLUSION

Nous examinons la contribution des différences de milieu familial et de caractéristiques de l'école aux différences entre les distributions du rendement des élèves de 15 ans au Canada. Notre méthode s'écarte du cadre empirique type en ce sens que nous estimons directement les distributions du rendement et les distributions contrefactuelles que l'on observerait si on éliminait les différences de caractéristiques du milieu familial et de l'école. Nous constatons que, même si l'on tient compte de l'effet du milieu familial, les différences de caractéristiques de l'école jouent un rôle dans l'explication des différences entre les distributions du rendement observées pour le Nouveau-Brunswick et l'Alberta, c'est-à-dire l'écart de rendement le plus important constaté lors de l'évaluation réalisée dans le cadre du PISA 2000. Toutefois, l'effet des caractéristiques de l'école varie selon la partie de la distribution du rendement considérée et les profils sont différents pour les compétences en lecture et en mathématiques. Ces résultats pourraient différer des conclusions tirées d'une étude par régression paramétrique. Dans le cas de l'écart moyen de rendement en mathématiques, ce genre d'analyse pourrait porter à conclure que les caractéristiques du milieu familial contribuent davantage à l'écart de rendement en mathématiques entre le Nouveau-Brunswick et l'Alberta. Nos résultats montrent que les caractéristiques de l'école contribuent davantage à l'écart de rendement en mathématiques observé pour les percentiles élevés, mais la différence est faible.

DiNardo, Fortin et Lemieux n'ont pas discuté des erreurs-types de l'estimation de la densité ni de l'inférence quant à la taille des effets. Pour nos données, nous avons pu produire des estimations de l'erreur-type en nous servant des poids BRR fournis avec les données. Donald, Green et Paarsch (2000) donnent un autre estimateur des distributions qui est fondé sur les résultats obtenus en utilisant les taux de hasard publiés. Leur méthode permet d'utiliser un grand nombre de covariables et ils donnent un moyen d'estimer les erreurs-types.

L'étude du PISA ne comprend aucune enquête auprès des enseignants, contrairement à d'autres évaluations du rendement de l'enseignement, si bien qu'on ne dispose pas de bonnes données sur les enseignants. Nous n'avons pas étudié la robustesse des résultats de la décomposition à la variation de l'ensemble de variables explicatives. En ce qui concerne nos données, la méthode de la pondération des noyaux a des limites sur des échantillons homogènes,

car le nombre de variables explicatives, donc la finesse avec laquelle on peut mesurer les distributions des caractéristiques des élèves et des écoles, laisse à désirer à cause de problèmes d'identification excessive. À part ces limites, nos résultats donnent à penser que les facteurs qui jouent un rôle dans les différences de rendement moyen ne contribuent pas toujours de la même façon aux différences observées à d'autres endroits de la distribution du rendement pour diverses population et compétences évaluées. Donc, les études qui portent sur les différences du rendement moyen risquent de ne pas permettre de déceler certains effets éventuellement importants.

RÉFÉRENCES

- Angrist, J. D. et Lavy, V. (2001) "Does Teacher Training Effect Pupil Learning? Evidence from Matched Comparisons in Jerusalem Public Schools" *Journal of Labour Economics* 19(2):343-369
- Blundell, R. et Duncan, A. (1998) "Kernel Regression in Empirical Microeconomics" *The Journal of Human Resources* 33(1) 62-87
- Card, D. (1996) "School Resources and Student Outcomes: An Overview of the Literature and New Evidence From North and South Carolina", *Journal of Economic Perspectives*, 10(4):31-50
- Card, D. et Krueger, A.B. (1992) "Does School Quality Matter? Returns to Education and the Characteristics of American Public Schools?" *The Journal of Political Economy* 100(1):1-40
- Donald, S.G., Green, D.A. et Paarsch, H.J. (2000) "Differences in Wage Distributions Between Canada and the United States: An Application of a Flexible Estimator of Distribution Functions in the Presence of Covariates" *Review of Economic Studies* 67, 609-633
- DiNardo, J. et Tobias, J.L. (2001) "Nonparametric Density and Regression Estimation" *Journal of Economic Perspectives* 15(4):11-28
- DiNardo, J., Fotrín, N.M. et Lemieux, T. (1996) "Labour Market Institutions and the Distribution of Wages 1973-1992: A Semiparametric Approach" *Econometrica* 64(5):1001-1044
- Goldhaber, D.D. et Brewer, D.J. (1997) "Why Don't Schools and Teachers Seem to Matter? Assessing the Impact of Unobservables on Educational Productivity" *Journal of Human Resources* 32(3):505-523
- Greene, W.H. (2000) *Econometric Analysis* 4th Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J.
- Hanushek, E. (1986) "The Economics of Schooling: Production and Efficiency in the Public Schools." *Journal of Economic Literature* 24(3):141-78
- Hanushek, E. et Taylor, L.L. (1990) "Alternative Assessments of the Performance of Schools: Measurement of State Variation in Achievement" *Journal of Human Resources* 25(2):179-201
- Mislevy, R.J. (1991) "Randomization based inference about examinees in the estimation of item parameters" *Psychometrika* 56, 177-196
- Montmarquette, C. et Mahseredjian, S. (1989) "Does School Matter for Achievement? A Two-Way Nested Error Components Analysis" *Journal of Applied Econometrics* 4(2):181-93
- Oaxaca, R. (1973) "Male Female Wage Differentials in Urban Labour Markets, *International Economics Review* 24:693-708
- Park, B. U et Turloch, B.A. (1992) "Practical Performance of Several Data Driven Bandwidth Selectors" *Computational Statistics* 7:251-270

- Raudenbush, S. et Bryk, A.S. (1986) "A Hierarchical Model For Studying School Effects" *Sociology of Education* 59(1):1-17
- Raudenbush, S. et Willms, J.D. (1995) "The Estimation of School Effects" *Journal of Educational and Behavioural Statistics* 20(4):307-35
- Sheather, S. et Jones, M. (1991) "A Reliable Data-based Bandwidth Selection Method for Kernel Density Estimation" *Journal of the Royal Statistical Society, B*, 53:683-690
- Silverman, B.W. (1986) *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, London, Chapman and Hall.
- Yatchew, A. (1998) "Nonparametric Regression Techniques in Economics" *Journal of Economic Literature* 36 669-721
- Willms, J.D. (1996) "Indicators of Mathematics Achievement in Canadian Elementary Schools" in *Growing Up in Canada*, Minister of Industry, Ottawa
- Willms, J.D. et Raudenbusch, S. (1989) "A Longitudinal Hierarchical Linear Model for Estimating School Effects and Their Stability" *Journal of Educational Measurement* 26(3):209-32