

Les effets du programme *Une école montréalaise pour tous*
sur le cheminement éducatif des élèves dans les écoles
des milieux défavorisés de la région montréalaise :
une approche de régression par discontinuité¹

Philippe Blais²

Gino Santarossa³

Décembre 2020

Résumé

Cette étude consiste en une évaluation des effets du programme *Une école montréalaise pour tous* (EMPT) sur deux indicateurs du cheminement éducatif des élèves dans les écoles défavorisées de l'île de Montréal. Sur le plan statistique, les écoles admissibles à ce programme présentent des taux de recours à un plan d'intervention et de reprise d'une année scolaire plus élevés en moyenne que ceux observés dans les écoles inadmissibles. Les écarts s'expliquent principalement par la défavorisation socioéconomique, mais peuvent également être favorisés par le programme pour soutenir le cheminement éducatif des élèves.

L'étude tire parti des conditions d'admissibilité au programme EMPT pour une évaluation de ses effets par la méthode économétrique de régression par discontinuité. L'évaluation est compliquée par l'emploi de données de comptage et les autres mesures d'aide aux écoles défavorisées. Les méthodes de régression binomiale négative sont utilisées pour les données de comptage. Par ailleurs, seuls les effets *combinés et relatifs* du programme EMPT peuvent être évalués en raison du programme de maternelle 4 ans à mi-temps, de l'aide financière accordée par le Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal et du nombre conventionné d'élèves par classe en ce qui concerne les écoles défavorisées.

Les résultats de l'étude indiquent que le programme EMPT et, possiblement, les autres mesures d'appui aux écoles défavorisées entraînent une augmentation de 10 %, en moyenne, du nombre de plans d'intervention dans les établissements admissibles au programme. Un total estimé de 301 élèves peuvent ainsi bénéficier d'un plan d'intervention grâce aux mesures d'appui, soit un peu moins de 3 % de ceux qui font l'objet d'un tel plan dans les écoles admissibles au programme EMPT. Les hausses estimées sont de 32 % pour le nombre de reprises d'une année scolaire, soit en moyenne trois reprises supplémentaires par établissement. Ainsi, 26 % des cas d'élèves qui reprennent une année scolaire dans les écoles admissibles au programme EMPT sont liés aux effets des programmes de soutien. En dépit de l'importance relativement modeste du programme EMPT et des autres mesures, une analyse coûts-avantages montre que l'aide financière accordée aux écoles défavorisées a un rendement positif pour la collectivité d'un montant équivalent à 40 millions de dollars si 90 % des élèves touchés par ce programme accèdent à la diplomation. Un autre scénario, moins optimiste, indique que le rendement est déficitaire (-34,8 millions de dollars) si seulement 30 % des élèves obtiennent un diplôme dans l'un ou l'autre des programmes de formation offerts au Québec. Il est à noter que l'importance relative et le rendement social des mesures d'aide aux écoles défavorisées pourraient être plus élevés si des indicateurs élargis du cheminement éducatif des élèves étaient disponibles. Ainsi, les effets du programme EMPT évalués dans cette étude doivent être envisagés comme une limite inférieure des effets réels de ce programme.

¹ Les auteurs sont très reconnaissants envers les personnes suivantes pour leurs précieux commentaires : Dominique Fortin, Caroline Bégin, Annie Côté, Li Harnois (professionnel de recherche pour le programme EMPT) et Sylvie Beaupré (coordonnatrice du programme EMPT). Ils remercient également les professionnels et les professionnelles de la Direction des indicateurs et des statistiques du ministère de l'Éducation pour leur contribution aux données de même que Maude Lavoie (étudiante stagiaire) pour sa participation à la correction orthographique et typographique du texte.

² Étudiant stagiaire, Département d'économie, Université Laval.

³ Économiste-chercheur, ministère de l'Éducation, gouvernement du Québec.

1 Introduction

Au Québec, les écoles montréalaises ont accès à des programmes d'aide financière qui visent à soutenir la réussite éducative des élèves dont la situation socioéconomique est jugée défavorable. *Une école montréalaise pour tous* (EMPT) est l'un de ces programmes. En 2016-2017, le ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur (MEES) a accordé 11,5 millions de dollars au programme EMPT afin de soutenir les écoles admissibles dans l'instauration de pratiques ou l'acquisition de ressources profitables à la réussite éducative des élèves en milieu défavorisé.

Les programmes de soutien financier aux écoles défavorisées sont largement utilisés, au Québec et ailleurs, pour appuyer le cheminement éducatif des élèves. La péréquation scolaire, destinée à hausser les ressources financières selon le statut socioéconomique des écoles, est l'une des mesures reconnues qui permettent d'uniformiser les possibilités liées à la réussite éducative. Plusieurs recherches ont montré l'efficacité de cette mesure pour le succès scolaire des élèves en milieu défavorisé (Guryan, 2001; Papke, 2005). D'autres ont signalé l'importance d'une conception soignée d'un système de péréquation pour éviter d'entraver le cheminement éducatif des élèves (Hoxby, 2001).

Des programmes spécifiques sont aussi instaurés dans le but de soutenir les écoles situées dans les milieux défavorisés. Aux États-Unis, le programme *Title 1* permet d'accorder une aide financière aux élèves en difficulté dans les milieux les plus vulnérables. Au Royaume-Uni, le programme *Excellence in Cities* offre des ressources additionnelles aux écoles des quartiers démunis en milieu urbain pour contrer l'échec scolaire. En France, le programme des zones d'éducation prioritaires appuie également les écoles de milieux défavorisés.

Au Québec, d'autres programmes que *Une école montréalaise pour tous* soutiennent les écoles de milieux défavorisés. Ainsi, la stratégie d'intervention *Agir autrement* (SIAA) aide les établissements scolaires pour assurer aux élèves les ressources essentielles à leur cheminement éducatif. En 2016-2017, 35,2 millions de dollars ont été versés aux écoles primaires et secondaires dans le cadre de cette stratégie. Les écoles secondaires québécoises peuvent aussi profiter du programme de l'aide alimentaire (7,6 millions de dollars). En 2015-2016, le programme *Renforcement des ressources et des pratiques consacrées à la réussite en lecture, en écriture et en mathématique pour les élèves des milieux les plus défavorisés au préscolaire et au 1^{er} cycle du primaire* s'est ajouté aux mesures d'aide offertes aux écoles défavorisées. Les sommes allouées se chiffrent à 18,0 millions de dollars pour les écoles montréalaises. Le Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal a pour mandat d'accorder, par une ponction sur les recettes tirées de la taxe scolaire, une aide financière à toutes les écoles montréalaises selon un score de défavorisation économique (Comité de gestion de la taxe scolaire de

l'île de Montréal, 2016. Le programme de maternelle 4 ans à mi-temps vise également les écoles de milieux défavorisés. Celles-ci profitent aussi d'un nombre conventionné d'élèves inférieur à celui des autres écoles en raison de leur statut de défavorisation.

Bien que l'aide financière accordée aux écoles défavorisées permette de réduire les disparités sur le plan des dépenses en fonction des besoins les plus importants, elle peut ne pas contribuer de façon efficace à la réduction des inégalités en ce qui concerne la réussite éducative des élèves (Yinger, 2004). Il est donc utile d'évaluer les effets des programmes d'aide financière pour apprécier leur efficacité et leur efficience budgétaire. Pour le Québec, aucune étude n'a été recensée quant aux effets de ces programmes sur le cheminement éducatif des élèves des écoles défavorisées. La présente étude a donc pour objectif de déterminer si le programme EMPT contribue au cheminement éducatif des élèves qui fréquentent les écoles des milieux défavorisés de l'île de Montréal.

L'évaluation économétrique des effets de ce programme s'insère dans un cadre où la comparaison des écoles participantes et des écoles non participantes au regard de leur statut de défavorisation économique est naturellement impossible. De plus, d'autres mesures visent à soutenir les écoles défavorisées montréalaises dans la réussite éducative de leurs élèves, empêchant du coup la détermination des effets spécifiques associés au programme EMPT. Cette étude requiert donc des renseignements précis pour une évaluation de ces effets. Les conditions d'admissibilité au programme offrent justement des renseignements utiles, puisque les subventions sont accordées aux écoles selon des seuils prédéterminés concernant l'indice de milieu socioéconomique (IMSE) et le seuil de faible revenu (SFR). Ainsi, les écoles pour lesquelles les valeurs de l'IMSE et du SFR sont supérieures aux seuils d'admissibilité peuvent bénéficier du programme EMPT. En revanche, les écoles dont les indicateurs de sélection (IMSE et SFR) sont inférieurs à ces seuils ne sont pas admissibles à une aide financière. Une comparaison de ces écoles selon un voisinage très près du seuil d'admissibilité offre, sous certaines conditions, une évaluation fiable des effets du programme, puisque seul le statut de participation distingue alors, en principe, les établissements scolaires.

La méthode de régression par discontinuité (RD) permet d'effectuer cette comparaison de façon à prendre en considération les conditions particulières de participation au programme (Lee et Lemieux, 2009). Dans les recherches en économie de l'éducation, l'approche de RD a été abondamment utilisée pour l'évaluation des effets des politiques éducatives sur la réussite scolaire (Ooghe, 2011; Smith, 2014). Des travaux ont été réalisés notamment au regard des effets de la taille des classes (Hoxby, 2001; Angrist et Lavy, 1999), des investissements dans les infrastructures scolaires (Cellini et autres, 2010), de la prise en considération des variations non expliquées des notes scolaires pour une évaluation robuste des effets de programme (Chay et autres,

2005) de même que des effets des subventions accordées aux écoles défavorisées (Leuven et autres, 2004; Helal, 2012).

Dans son application la plus simple, la méthode de RD n'exploite qu'un facteur unique de sélection où la probabilité réelle d'une participation au programme est soit un ou zéro. Dans le cadre du programme EMPT, la participation est tributaire de deux facteurs de sélection, soit l'IMSE et le SFR. De plus, la probabilité qu'une école participe au programme sans y être admissible, tout comme celle qu'elle en soit exclue en dépit de son admissibilité, peut se révéler non nulle. Ce contexte exige une extension de l'approche de RD à l'utilisation de facteurs de sélection multiples avec la prise en considération du statut imprécis d'admissibilité au seuil théorique de participation au programme. Plusieurs recherches ont été menées à ce sujet au cours des récentes années, notamment en ce qui concerne le regroupement des indicateurs de sélection dans l'analyse paramétrique et non paramétrique des effets de programme par la méthode de RD (Wong, Steiner et Cook, 2013; Cheng, 2016). Cette étude s'inspire de ces travaux tout en précisant les limites de la détermination des effets du programme EMPT compte tenu des autres mesures d'aide financière offertes aux écoles défavorisées de l'île de Montréal et de l'utilisation d'indicateurs restreints du développement et du cheminement éducatif des élèves.

Par ailleurs, il serait souhaitable de connaître les effets du programme sur les principaux acquis cognitifs (rendement scolaire) et non cognitifs (estime de soi, motivation, persévérance, etc.) (Heckman et Cunha, 2010). Cette approche exige cependant un éventail élargi de renseignements longitudinaux sur les mesures et les déterminants du développement de l'enfant. Les bases de données pouvant servir aux analyses dans le secteur de l'éducation sont en général incomplètes (Todd et Wolpin, 2003), limitant du coup l'évaluation des effets de programme sur le développement spécifique et global des enfants. Dans ce contexte, l'analyse des effets du programme EMPT portera sur les taux de recours à un plan d'intervention (RPI) et de reprise d'une année scolaire au primaire, deux indicateurs du cheminement éducatif disponibles à l'échelle des établissements scolaires. L'évaluation réalisée dans les écoles a l'avantage de capter les effets directs et indirects du programme, soit ceux sur les élèves qui bénéficient des services financés par celui-ci et les autres programmes ainsi que les effets sur les élèves qui tirent avantage de l'aide offerte à leurs camarades de classe.

La section 2 de cette étude présente une description du programme EMPT ainsi que de ses critères d'admissibilité et des conditions d'allocation de l'aide financière aux écoles montréalaises. Une connaissance exacte des modalités de participation au programme est essentielle à l'application de la méthode de régression par discontinuité pour, notamment, faciliter le dénombrement des écoles dont les statuts réel et théorique

de participation au programme divergent. Les autres programmes de soutien aux écoles montréalaises de milieux défavorisés sont aussi présentés de façon sommaire dans le but de relativiser l'aide financière offerte dans le cadre du programme EMPT. La section 3 décrit les données utilisées dans cette étude et offre quelques statistiques descriptives. La section 4 présente les récents résultats observés, au Québec et ailleurs, au regard des effets des programmes d'aide financière axés sur la réussite éducative des élèves vivant dans les milieux défavorisés. Elle rappelle brièvement le problème de l'évaluation économétrique des effets de programme. Elle décrit également le problème d'une évaluation adaptée à l'approche de régression par discontinuité. La section 5 explique en détail la méthode de régression par discontinuité avec assignation multiple à la participation. Elle présente cette méthode selon les approches paramétrique et non paramétrique tout en précisant son application dans un contexte de données de comptage. Une analyse graphique des données est ensuite fournie à la section 6 pour des indications préliminaires sur les effets du programme. Les résultats sont présentés à la section 7 tout en faisant l'objet d'une analyse de robustesse. À la section 8, une analyse coûts-avantages du programme permet d'évaluer son efficience budgétaire et sa rentabilité sociale. Enfin, la section 9 expose les conclusions de l'étude.

2 Description du programme

Le programme *Une école montréalaise pour tous* « vise à soutenir certaines catégories d'intervention dans les écoles primaires accueillant des élèves qui proviennent des milieux les plus défavorisés de l'île de Montréal. Son objectif est de favoriser la réussite personnelle et la réussite des apprentissages de ces élèves tout en tenant compte de leurs besoins et de leurs caractéristiques et en contribuant à la mise en place d'une communauté éducative engagée » (Comité sur le bilan et l'analyse contextuelle en lien avec le Programme de soutien à l'école montréalaise, 2011).

Le programme EMPT appuie les écoles défavorisées en leur accordant une aide financière directe pour l'embauche de ressources pédagogiques ou d'autres fins utiles à la réussite éducative. En plus de l'allocation directe, « des services collectifs sont offerts aux écoles, tels que l'accès aux services d'interprétariat, la participation aux projets de médiation culturelle et à des activités de formation et d'accompagnement, de même que la production d'outils destinés aux écoles ciblées par le programme » (MEES, 2018)⁴.

Pour participer au programme, une école doit répondre à des critères d'admissibilité déterminés par deux indices de défavorisation, soit l'indice de milieu socioéconomique

⁴ Pour des informations supplémentaires sur la mesure, le lecteur peut se référer à la page du site Web du ministère de l'Éducation qui traite du programme (<http://www.education.gouv.qc.ca/enseignants/aide-et->

(IMSE) ou le seuil de faible revenu (SFR)⁵. Pour établir les critères d’admissibilité, les valeurs de l’IMSE et du SFR pour les écoles montréalaises sont réparties en dix parts égales, de sorte que chaque groupe de valeurs, borné par un décile, rassemble un dixième de la totalité des écoles montréalaises. Les écoles pour lesquelles les valeurs de l’IMSE ou du SFR sont équivalentes ou supérieures au septième décile de ces indicateurs sont admissibles au programme. En revanche, les écoles montréalaises qui présentent des valeurs moins élevées que le seuil d’admissibilité n’ont pas accès à l’aide financière prévue dans le cadre du programme⁶. La règle de participation s’écrit de façon succincte :

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{si } IMSE_i \geq IMSE^{Décile\ 7} \text{ ou } SFR_i \geq SFR^{Décile\ 7} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases},$$

où l’école montréalaise (i) est admissible au programme ($D_i = 1$) si l’un ou l’autre des indicateurs de sélection ($IMSE_i$ ou SFR_i) est équivalent ou supérieur à leur septième décile, soit $IMSE^{Décile\ 7}$ et $SFR^{Décile\ 7}$. Dans le cas contraire, l’école n’est pas admissible à une aide financière ($D_i = 0$).

Une école admissible au programme EMPT bénéficie d’abord d’une aide financière de base. Les montants alloués, indiqués au tableau 1, augmentent en fonction du nombre d’élèves. Par contre, les montants de base par élève diminuent de façon inverse à la taille des écoles. Cette école obtient ensuite une aide supplémentaire selon son rang décile pour l’un ou l’autre des indices montréalais, soit l’IMSE et le SFR. Ainsi, les écoles de rang IMSE ou SFR 8, 9 ou 10 sont admissibles au programme.

soutien/milieus-defavorises/ecole-montrealaise/) ou au site portant sur le programme lui-même (<http://www.ecolemontrealaise.info/>).

⁵ Ces indices proviennent de la Direction des indicateurs et des statistiques du ministère de l’Éducation.

⁶ Selon le Comité sur le bilan et l’analyse contextuelle en lien avec le Programme de soutien à l’école montréalaise, 35 % de la population étudiante totale du primaire sur l’île de Montréal est ciblée par le programme.

Tableau 1 – *Aide financière du programme EMPT selon le nombre d'élèves par école*

Aide financière de base	Nombre d'élèves			Aide financière par élève
22 000 \$	1	à	200	219 \$
24 000 \$	201	à	300	96 \$
26 000 \$	301	à	400	74 \$
28 000 \$	401	à	600	56 \$
30 000 \$	601	à	800	43 \$
32 000 \$	801	à	+	40 \$

* : L'aide financière par élève pour les écoles de plus de 800 élèves est évaluée à la limite inférieure.

Le tableau 2 montre que plus une école occupe un rang décile élevé en matière de défavorisation, plus l'aide accordée par élève est importante. Par exemple, une école primaire dont l'IMSE et le SFR se situent chacun au rang 10 dans la répartition des indices montréalais reçoit une aide financière équivalente à 100 \$ par élève. Une école de rang 8 pour l'un des indices et de rang 9 pour l'autre recueille 80 \$ par élève. Enfin, une école de rang 8 pour un indice et d'un rang inférieur à 8 pour l'autre bénéficie d'un montant de 70 \$ par élève.

Tableau 2 – *Aide financière du programme EMPT selon les rangs déciles de défavorisation de l'IMSE ou du SFR*

10	70 \$	80 \$	90 \$	100 \$
9	70 \$	80 \$	80 \$	90 \$
8	70 \$	70 \$	80 \$	80 \$
7 ou moins	NA	70 \$	70 \$	70 \$
IMSE / SFR	7 ou moins	8	9	10

Un second volet de la méthode de sélection des écoles prévoit que les établissements scolaires qui ne sont pas admissibles au programme EMPT en raison de leurs rangs IMSE et SFR montréalais peuvent malgré tout bénéficier d'une aide financière si la

valeur de l'IMSE est au rang décile 8 (40 \$ par élève) ou 9 (50 \$ par élève) des écoles de l'ensemble du territoire du Québec. Un montant de base est également prévu pour ces établissements. Il est à noter qu'un établissement scolaire qui n'est plus admissible au programme, aussi bien dans le premier volet que dans le second, reçoit une aide financière réduite graduellement au cours des deux années qui suivent la fin de son admissibilité.

Par ailleurs, les règles d'admissibilité au programme EMPT sont suspendues depuis 2009-2010, de sorte que les écoles qui étaient alors admissibles le demeurent en dépit d'un indice de défavorisation les excluant d'une participation au programme. Inversement, les écoles non admissibles au programme en 2009-2010 et admissibles depuis à une aide financière en raison d'une détérioration de leur statut socioéconomique ne peuvent bénéficier du programme.

Soulignons, par ailleurs, que toutes les écoles montréalaises obtiennent une aide financière selon une fraction des recettes tirées de la taxe scolaire. Les modalités d'allocation de cette aide diffèrent toutefois de celles du programme EMPT, bien qu'elles s'appuient aussi sur le niveau de défavorisation des écoles. Pour l'attribution de l'aide financière aux écoles, le Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal cartographie d'abord les milieux défavorisés de façon périodique. Ce comité procède ensuite à la classification des écoles primaires et secondaires selon un indice de défavorisation conçu par lui-même. L'aide est finalement accordée selon le degré de défavorisation socioéconomique de l'école⁷.

Le programme de maternelle 4 ans à mi-temps appuie également les écoles défavorisées selon des modalités financières qui, bien que désuètes⁸, s'avèrent, dans les faits, comparables aux conditions du programme EMPT. Par conséquent, une école admissible à celui-ci peut également obtenir une aide financière pour les élèves qu'elle accueille à la maternelle 4 ans à mi-temps si, bien entendu, le programme est offert par l'école. Au total, 80 établissements scolaires participants sur 160 obtiennent, au cours d'une même année, une aide financière des deux programmes. Précisons que les sommes allouées dans le cadre de la maternelle 4 ans à mi-temps ne sont ni réservées ni

⁷ Le lecteur est invité à consulter les documents *Modalités de répartition en pourcentage pour 2016-2017 des allocations prévues aux règles de répartition du Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal* et *Classification des écoles primaires et classification des écoles secondaires selon leur indice de défavorisation : inscriptions au 4 novembre 2015* du Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal.

⁸ Les normes d'allocation définies par les règles budgétaires pour l'année scolaire 2017-2018 prévoient qu'un élève est financé dans le cadre de la maternelle 4 ans à mi-temps s'il est inscrit à ce programme dans une école qui offrait déjà le service en 2016-2017. De plus, le total des élèves financés en 2017-2018 ne peut excéder celui de l'année scolaire précédente. Ces règles se substituent à celles, maintenant désuètes, selon lesquelles une école défavorisée était admissible à la maternelle 4 ans à mi-temps si la

protégées, de sorte qu'une partie de l'aide accordée à ce programme peut être transférable à d'autres fins éducatives. Soulignons enfin qu'au Québec, les écoles défavorisées profitent d'un nombre conventionné d'élèves par classe moins élevé que celui des écoles des milieux nantis. L'écart varie de deux à six élèves selon l'année scolaire⁹. Les changements dans l'interprétation des effets du programme EMPT causés par ces mesures additionnelles seront détaillés à la section 4.

3 Données utilisées et statistiques descriptives

Dans cette étude, la base de données longitudinales sur les écoles du Québec (BDLECLQ) du ministère de l'Éducation est utilisée pour évaluer les effets du programme EMPT sur le cheminement éducatif des élèves dans les milieux défavorisés de l'île de Montréal. Sa conception s'appuie sur la base de données longitudinales sur les élèves du Québec (BDLEQ) ainsi que sur les compilations statistiques du Ministère¹⁰. La BDLECLQ renferme des renseignements administratifs et socioéconomiques pour chaque école du Québec depuis 1998 et totalise près de 35 000 observations.

Deux indicateurs du cheminement éducatif au primaire sont employés pour évaluer les effets du programme EMPT. Le premier est le taux annuel de reprise d'une année scolaire, soit, pour une école donnée, le nombre d'élèves ayant repris une année du primaire divisé par le nombre total d'élèves fréquentant l'établissement¹¹. Sur le plan des politiques éducatives au Québec, la reprise d'une année scolaire est vue comme une mesure influente pouvant favoriser l'amélioration des notes scolaires et la diplomation, en dépit de ses effets controversés sur la réussite scolaire des élèves (McCoy et Reynolds, 1999; Jacob et Lefgren, 2007; Manacorda, 2012; Wu, Stephen et Hughes, 2010). Dans ce contexte, indépendamment de ses effets délétères ou bénéfiques avérés, la reprise d'une année scolaire est envisagée comme un indicateur crédible du cheminement éducatif de l'élève en raison de ses effets bénéfiques *présumés* par les intervenants du milieu scolaire sur la réussite éducative.

Le pourcentage de RPI observé dans une école donnée est le deuxième indicateur employé dans l'évaluation des effets du programme EMPT sur le cheminement éducatif. Il est calculé par le rapport entre le nombre annuel d'élèves sans handicap jugé

valeur de l'IMSE était, dans son cas, de rang 8 ou plus élevée. Le lecteur peut se référer aux *Règles budgétaires des commissions scolaires pour l'année scolaire 2017-2018* pour plus de détails.

⁹ Voir la fiche syndicale *Règles de formation des groupes* de l'Alliance des professeures et professeurs de Montréal, 2016.

¹⁰ La BDLECLQ et la BDLEQ sont conçues par la Direction des statistiques, de la recherche et de la géomatique du ministère de l'Éducation. Les compilations statistiques ont été réalisées par la Direction des indicateurs et des statistiques.

¹¹ Il s'agit plus précisément du nombre d'élèves pour lesquels une déclaration de reprise a été annoncée l'année qui précède la reprise d'une année scolaire. De cette façon, l'indicateur est associé plus directement aux difficultés scolaires de l'élève au cours d'une année donnée.

« apparent » pour lesquels un plan d'intervention a été mis en place et le nombre total d'élèves qui fréquentent l'établissement scolaire¹². « Le plan d'intervention a pour objectif d'aider l'élève qui, parce qu'il est handicapé ou qu'il rencontre des difficultés, a besoin d'interventions adaptées pour progresser de façon optimale dans le développement des compétences menant à sa réussite » (MEES, p.22, 2004). Par conséquent, dans l'éventualité où le plan d'intervention favorise la réussite éducative d'un élève, tout programme qui a un effet sur ce plan contribue indirectement au succès de cet élève.

L'utilisation des taux de recours à un plan d'intervention et de reprise d'une année scolaire à titre d'indicateurs du cheminement éducatif vise surtout les élèves qui éprouvent des difficultés scolaires plus sévères que les autres. Ainsi, plusieurs jeunes dont la situation n'exige pas un plan d'intervention ou la reprise d'une année scolaire pourraient tout aussi bien profiter du soutien apporté à leur école en ce qui concerne, par exemple, leurs notes ou encore leur développement cognitif ou leurs habiletés sociales. Au Québec, les indicateurs longitudinaux portant sur ces dimensions de la réussite éducative sont inexistantes ou incomplets, ce qui entrave l'évaluation complète des effets des programmes éducatifs. Par conséquent, les effets du programme EMPT évalués dans cette étude doivent être envisagés comme une limite inférieure des effets réels de ce programme.

La BDLECLQ contient également des renseignements socioéconomiques sur les établissements scolaires. Les premiers, essentiels à la méthode de régression par discontinuité, sont l'indice de milieu socioéconomique (IMSE) et le seuil de faible revenu (SFR), tous associés au statut socioéconomique de la population des écoles¹³. Rappelons que ces indicateurs sont utilisés pour établir les critères d'admissibilité au programme. Les pourcentages de filles, d'immigrants selon la région de naissance et d'allophones s'ajoutent aux facteurs socioéconomiques de la base de données qui permettent d'expliquer le cheminement éducatif des élèves de l'île de Montréal.

¹² Un élève qui a un handicap reconnu bénéficie systématiquement d'un plan d'intervention à son entrée au primaire. Certains élèves peuvent cependant souffrir d'un handicap non diagnostiqué compte tenu de la nature de celui-ci. Les programmes d'aide aux écoles défavorisées pourraient donc favoriser des interventions auprès des élèves dont le handicap est peu ou n'est pas apparent. Dans ce contexte, le calcul du taux de recours à un plan d'intervention pour une école exclut les élèves qui présentent l'un des handicaps apparents suivants : déficience intellectuelle moyenne à grave (22); déficience intellectuelle profonde (23); déficience intellectuelle moyenne à sévère (24); déficience motrice grave (32); déficience visuelle (41, 42); déficience intellectuelle et déficience visuelle, auditive ou physique (72, 73, 74); déficience intellectuelle moyenne à grave et déficience visuelle, auditive ou physique (76, 77, 78); trouble de la conduite et du comportement, et déficience visuelle, auditive ou physique (79, 80, 81); déficience visuelle et déficience auditive ou physique (82, 83, 84). Un peu moins de 0,1 % des élèves montréalais ont l'un ou l'autre de ces handicaps.

¹³ Ces indicateurs sont compilés par la Direction des indicateurs et des statistiques du ministère de l'Éducation.

Tous les renseignements administratifs, indispensables à l'évaluation des effets du programme, ont été incorporés à la BDLECLQ¹⁴. Il s'agit en particulier de l'identifiant portant sur les écoles ciblées par le programme ainsi que des montants qui leur ont été alloués. Ces montants serviront notamment à estimer les effets du programme selon l'aide financière accordée aux écoles participantes.

Le tableau 3 présente, pour la période de 2008-2009 à 2014-2015, des statistiques descriptives sur les indicateurs et les facteurs explicatifs du cheminement éducatif pour l'ensemble des écoles montréalaises et les sous-groupes d'écoles participantes ou non participantes au programme EMPT. La première colonne du tableau indique qu'en moyenne, un peu moins d'un élève sur cinq (18,1 %) est visé par un plan d'intervention dans l'une ou l'autre des écoles de l'île de Montréal. Le taux est de 21,5 % pour les écoles admissibles au programme EMPT et se limite à 14,0 % pour les autres. La reprise d'une année scolaire est aussi plus fréquente, en moyenne, pour les écoles participant au programme EMPT (3,5 %) que pour les autres établissements scolaires (1,2 %).

Par ailleurs, la quatrième colonne du tableau indique des écarts statistiquement significatifs entre les indicateurs du cheminement éducatif des écoles admissibles au programme EMPT et ceux des écoles non participantes. Les différences peuvent être imputables à plusieurs facteurs. On peut constater, sans surprise, des conditions socioéconomiques nettement désavantageuses pour les écoles participant au programme. En particulier, l'IMSE des écoles admissibles se chiffre, en moyenne, à 28,6, tandis qu'il se borne à 10,5 pour les autres écoles de la région montréalaise. De plus, le seuil de faible revenu est, en moyenne, beaucoup plus élevé pour les écoles participantes (43,3) que pour les établissements scolaires exclus du programme (20,6).

De plus, la première colonne montre que les filles et les garçons fréquentent les écoles de la région montréalaise à parts égales ou presque. Les pourcentages restent comparables, que les écoles participent ou non au programme EMPT. Les élèves nés à l'étranger peuvent éprouver des difficultés au regard de leur cheminement éducatif, notamment pour des raisons d'ordre langagier, social, culturel ou économique. Les deuxième et troisième colonnes du tableau indiquent que les pourcentages d'élèves nés à l'étranger sont plus importants pour les écoles qui obtiennent une aide financière dans le cadre du programme que pour les autres écoles, à l'exception des élèves nés en Europe ou sur le continent océanique. Le pourcentage d'élèves venant du continent africain se chiffre à 13,3 % pour les écoles participantes, alors qu'il est de 4,8 % seulement pour les écoles inadmissibles. Dans ce contexte, il n'est pas étonnant que la proportion d'allophones soit plus élevée dans le groupe des écoles qui sont appuyées financièrement par le programme EMPT.

¹⁴ Ces renseignements ont été fournis par le comité de gestion du programme EMPT.

Comme il a été souligné à la section 2, plusieurs écoles peuvent bénéficier conjointement de l'aide financière du programme EMPT et de la maternelle 4 ans à mi-temps. Le tableau 3 montre que 26,0 % des élèves qui fréquentent une école financée par le programme EMPT ont participé à la maternelle 4 ans à mi-temps contre 3,5 % seulement pour les écoles qui ne sont pas admissibles au programme. En dépit d'une participation modérée à la maternelle à mi-temps chez les élèves fréquentant les écoles les plus défavorisées, les effets de celle-ci sur le cheminement éducatif sont susceptibles de s'ajouter à ceux du programme EMPT. Il est à noter finalement que les pourcentages très faibles d'élèves avec un handicap apparent sont identiques pour les écoles participantes et les écoles non participantes.

À la lumière de cette brève analyse, les écarts observés pour les indicateurs du cheminement éducatif peuvent être expliqués non seulement par les programmes de soutien, mais aussi par quelques déterminants socioéconomiques. La méthode de régression par discontinuité, décrite plus loin, montrera qu'il est possible, sous certaines conditions et selon les paramètres de traitement visés, d'envisager une estimation des effets du programme EMPT sans tenir compte des facteurs explicatifs du cheminement éducatif.

L'une des conditions requises dans cette approche est la « comparaison » des écoles participantes et des écoles non participantes dont la valeur du statut de défavorisation économique, indiqué par l'IMSE et le SFR, s'apparente de près au statut de défavorisation qui établit le seuil de participation au programme. Du coup, les différences sociales et économiques entre les deux types d'écoles s'estompent. Les chiffres du tableau 4 montrent toutefois que, bien que réduits, certains écarts persistent, notamment en ce qui concerne le statut de défavorisation économique (IMSE et SFR), les élèves immigrants et la fréquentation de la maternelle 4 ans à mi-temps.

Tableau 3 – *Statistiques descriptives portant sur les écoles de l'île de Montréal : ensemble des écoles participantes et non participantes au programme EMPT, de 2008-2009 à 2014-2015*

Variables ¹	Toutes les écoles	Écoles particip.	Écoles non partic.	Écart
	(1)	(2)	(3)	(4)
Indicateurs du cheminement éducatif				
Taux de recours à un plan d'intervention	18,1%	21,5%	14,0%	7,5% *
	0,10	0,10	0,07	
Nombre moyen de plans d'intervention	64	73	54	19 *
	35,36	38,83	27,30	
Taux de reprise d'un rang scolaire	2,5%	3,5%	1,2%	2,3% *
	0,03	0,03	0,02	
Nombre moyen de reprises d'un rang scolaire	8	10	4	7 *
	8,61	9,18	6,48	
Facteurs explicatifs				
Indice de milieu socioéconomique	20,3	28,6	10,5	18,1 *
	11,14	7,77	4,73	
Seuil de faible revenu	33,0	43,3	20,6	22,7 *
	14,79	9,91	9,06	
% élèves avec handicap apparent	0,07%	0,07%	0,07%	0,00
	0,002	0,003	0,001	
Pourcentage de filles dans les écoles	48,9%	49,0%	48,8%	0,2%
	0,04	0,04	0,03	
Pourcentage d'élèves nés en Asie	6,1%	6,9%	5,1%	1,8% *
	0,09	0,10	0,07	
Pourcentage d'élèves nés en Afrique	9,5%	13,3%	4,8%	8,6% *
	0,11	0,11	0,08	
Pourcentage d'élèves nés en Europe	4,7%	4,7%	4,6%	0,1%
	0,05	0,05	0,05	
Pourcentage d'élèves nés en Océanie	0,1%	0,1%	0,1%	-0,1%
	0,00	0,00	0,00	
Pourcentage d'élèves nés en Amérique à l'exception du Canada	7,8%	10,3%	4,9%	5,4% *
	0,07	0,08	0,04	
Pourcentage d'élèves allophones	38,0%	46,5%	27,8%	18,7% *
	0,23	0,22	0,20	
Pourcentage d'élèves anglophones	21,3%	8,6%	36,5%	-27,9% *
	0,29	0,15	0,35	
Pourcentage d'élèves ayant fréquenté la maternelle 4 ans demi-temps	15,8%	26,0%	3,5%	22,5% *
	0,20	0,22	0,04	
Nombre d'élèves	97 145	49 982	47 164	
Nombre d'écoles	257	140	117	
Nombre d'observations	1 799	982	817	

1. Les première et deuxième lignes correspondent respectivement aux moyennes et aux écarts-types. Il est à noter que les statistiques portent sur les écoles dont le statut de participation respecte les critères d'admissibilité en vigueur.

* Écart significatif à un seuil de confiance de 1 % (ministère de l'Éducation).

Tableau 4 – *Statistiques descriptives portant sur les écoles de l'île de Montréal : ensemble des écoles participantes et non participantes au programme EMPT qui présentent des valeurs de défavorisation économique inférieures au seuil d'admissibilité +5 et supérieures au seuil d'admissibilité -5, de 2008-2009 à 2014-2015*

Variables ¹	Toutes les écoles (1)	Écoles particip. (2)	Écoles n.partic. (3)	Écart (4)
Indicateurs du cheminement éducatif				
% de plan d'intervention par école	16,8%	18,9%	13,9%	5,0% *
	0,09	0,09	0,07	
Nombre moyen de plans d'intervention	62	65	58	7 *
	32,32	32,97	31,05	
% de reprise d'un rang scolaire	2,1%	2,6%	1,5%	1,1% *
	0,02	0,02	0,02	
Nombre moyen de reprise d'un rang scolaire	7	8	6	7 *
	7,69	7,48	7,80	
Facteurs explicatifs				
Indice de milieu socioéconomique	19,3	21,6	16,1	5,5 *
	3,34	2,14	1,64	
Seuil de faible revenu	31,9	34,2	28,9	5,3 *
	6,15	4,76	6,51	
% élèves avec handicap apparent	0,05%	0,06%	0,05%	0,00
	0,002	0,002	0,001	
% de filles dans les écoles	48,8%	48,7%	48,8%	-0,2%
	0,03	0,04	0,03	
% élèves nés en Asie	4,6%	5,3%	3,8%	1,5% *
	0,08	0,08	0,07	
% élèves nés en Afrique	8,3%	9,0%	7,5%	1,5%
	0,09	0,07	0,10	
% élèves nés en Europe	4,9%	4,9%	4,9%	0,0%
	0,05	0,05	0,05	
% élèves nés en Océanie	0,1%	0,1%	0,1%	0,0%
	0,00	0,00	0,00	
% élèves nés en Amérique à l'exception du Canada	7,1%	8,0%	6,0%	1,9% *
	0,06	0,06	0,05	
% élèves allophones	37,8%	38,0%	37,5%	0,5%
	0,19	0,20	0,19	
% élèves anglophones	13,9%	9,8%	19,3%	-9,5% *
	0,21	0,16	0,24	
% d'élèves ayant fréquenté mater 4 ans demi-temps	10,3%	13,6%	6,0%	7,6% *
	0,13	0,15	0,05	
Nombre d'élèves	30 543	15 866	14 681	
Nombre d'écoles	77	44	33	
Nombre d'observations	539	307	232	

1. Les première et deuxième lignes correspondent respectivement aux moyennes et aux écarts-types.

* Écart significatif à un seuil de confiance de 1 % (ministère de l'Éducation).

4 Recension des écrits

L'efficacité des programmes de soutien financier aux écoles défavorisées est importante en raison, d'une part, de l'intérêt des intervenants scolaires pour la réussite éducative des élèves de milieux défavorisés et, d'autre part, des sommes investies dans ces programmes. Il est donc de mise, sur le plan des finances publiques, d'évaluer les effets de ces programmes sur la réussite et le cheminement éducatifs des élèves dans un contexte où les transferts inconditionnels aux établissements scolaires entraînent, en général, un risque d'inefficience budgétaire (Shah, 2006)¹⁵.

Bon nombre de recherches ont porté sur les effets des politiques ou des programmes qui, par l'entremise de subventions, permettent de bonifier les ressources pédagogiques offertes aux établissements scolaires dans les milieux défavorisés. De récentes études montrent bien l'enjeu financier de la réussite éducative dans ces milieux en accordant une attention particulière à la rigueur méthodologique dans l'évaluation des effets des programmes financiers, compte tenu des critiques formulées au regard de nombreuses études en économie de l'éducation (Hanushek, 2002; Krueger, 2003; Leuven et autres, 2004). Quelques études, recensées de façon non systématique, permettent d'appréhender les bénéfices possibles ou probables de ces programmes sur la réussite éducative des élèves.

Aux Pays-Bas, Leuven et ses collaborateurs (2004) ont analysé les effets de deux programmes de subventions destinés aux écoles défavorisées. Dans le cadre de l'un de ces programmes réservés aux écoles accueillant une majorité d'élèves immigrants, les établissements utilisent librement les subventions qu'ils reçoivent, à la condition que les sommes allouées à l'emploi de personnel supplémentaire contribuent à la réussite éducative des élèves. Selon ces chercheurs, les subventions accordées n'ont pas eu d'effet sur la réussite, puisque les crédits budgétaires usuels et le personnel déjà en poste étaient probablement suffisants pour assurer le succès scolaire des élèves. Ils expliquent également que les écoles ont possiblement de la difficulté à utiliser l'aide financière additionnelle de manière efficace.

En France, Bénabou et ses collaborateurs (2009) se sont intéressés aux zones d'éducation prioritaires, un programme offrant des ressources additionnelles aux écoles de milieux défavorisés, et n'ont trouvé aucun effet sur plusieurs indicateurs de la réussite scolaire. Van der Klaauw (2008) s'est, pour sa part, interrogé sur les effets réels du programme *Title I* aux États-Unis. Ce programme offre un financement complémentaire aux écoles américaines situées dans les milieux défavorisés. L'aide offerte est évaluée

¹⁵ Rappelons que le programme *Une école montréalaise pour tous* est une mesure d'aide dite *réservée mais non protégée* du ministère de l'Éducation. Les crédits alloués à ce programme peuvent donc être

selon le pourcentage d'élèves dont le statut socioéconomique est jugé précaire. Ce chercheur s'est limité aux écoles très défavorisées de la région new-yorkaise pour évaluer les effets du programme sur la réussite scolaire, la suspension des élèves et leur assiduité aux cours. Pour ce faire, la méthode de régression par discontinuité a été utilisée. Les résultats de ses travaux indiquent que le programme est sans effet sur la réussite éducative des élèves et, qui plus est, qu'il serait nuisible à celle-ci. Selon le chercheur, les modalités d'allocation et de dépense des sommes seraient responsables de ces résultats.

L'hypothèse d'une dépense inefficace des crédits budgétaires alloués aux établissements scolaires sans aucune condition ou avec peu de conditions n'est pas dénuée d'intérêt. Au Québec, les travaux de Ouellette et de Vierstraete (2005) ainsi que de Lacroix et de Santarossa (2015) ont montré que plusieurs commissions scolaires assurent la réussite éducative des élèves de leur territoire avec un nombre moins élevé de professionnels et d'employés que celui observé dans d'autres commissions scolaires, et ce, tout en préservant la qualité des services aux élèves. Selon les deux études, de 700 millions de dollars à 1 milliard de dollars seraient épargnés si l'efficacité budgétaire de plusieurs commissions scolaires était améliorée. Des résultats comparables ont été observés ailleurs, notamment aux Pays-Bas (Haerlemans et Ruggiero, 2013) et aux États-Unis, plus particulièrement dans l'État du Texas (Chakraborty et Poggio, 2008) et celui de la Floride (Conroy et Arguea, 2008).

D'autres recherches montrent en revanche que l'appui financier aux établissements scolaires des milieux défavorisés peut contribuer efficacement à la réussite scolaire des élèves (Gibbons et McNally, 2013). Au Royaume-Uni, Machin, McNally et Meghir (2004) ont évalué l'effet du programme *Excellence in Cities*, qui vise, entre autres choses, à venir en aide aux écoles secondaires situées dans les zones défavorisées des milieux urbains. Aider les élèves à surmonter des problèmes de comportement et offrir de l'enseignement d'appoint aux jeunes en difficulté sont quelques-unes des mesures prévues par ce programme grâce aux subventions offertes aux écoles. Lors d'une évaluation des effets produits par ce programme sur la réussite et la fréquentation scolaires depuis son instauration en 1999, ces chercheurs ont constaté qu'il favorisait les résultats en mathématiques et la fréquentation scolaire. Par contre, les effets estimés sont plus importants pour les élèves dont les aptitudes sont naturellement supérieures à la moyenne. Selon eux, les ressources consacrées aux élèves à statut socioéconomique précaire sont probablement insuffisantes pour que des effets significatifs soient observés pour ces élèves.

alloués aux autres programmes destinés aux milieux défavorisés ou à l'embauche de ressources pédagogiques.

Steele, Vignoles et Jenkins (2007) se sont également interrogés sur la pertinence d'une hausse des dépenses en éducation pour les élèves économiquement défavorisés ou nés à l'extérieur de l'Angleterre. Ces chercheurs se sont rigoureusement démarqués des méthodes généralement employées dans l'évaluation de l'efficacité des programmes d'aide financière destinés aux écoles. Les résultats de leurs travaux font valoir un effet positif des subventions versées aux écoles sur les notes en mathématiques et en science.

Des résultats comparables ont été observés en Australie grâce au programme *Smarter Schools National Partnerships* (SSNP). Doté d'un budget de 2,5 milliards de dollars, ce programme destiné aux écoles défavorisées vise à appuyer le personnel enseignant et à favoriser l'amélioration de la littératie et de la numératie. Les subventions sont accordées sous forme de transferts inconditionnels aux États australiens, qui ont pleine autonomie dans la mise en œuvre de réformes adaptées aux objectifs du programme. Helal (2012) a évalué les effets de ce programme sur la réussite éducative des élèves par la méthode de régression par discontinuité. Ses travaux montrent que le programme favorise essentiellement l'amélioration des habiletés cognitives des élèves durant leur cheminement au secondaire. En Belgique, Ooghe (2011) s'appuie également sur la méthode de régression par discontinuité et observe un effet favorable des montants accordés aux écoles défavorisées de la région de Flandres.

En Norvège, une partie des dépenses additionnelles allouées aux écoles est financée par la taxe locale sur les installations hydroélectriques. Les disparités régionales dans les ressources hydroélectriques et, conséquemment, dans les revenus tirés de la taxe locale ont permis à Haegeland et à ses collaborateurs (2008) d'évaluer les effets d'une hausse des dépenses scolaires sur les résultats des élèves une fois qu'ils ont atteint l'âge de 16 ans. À l'aide d'une approche par variables instrumentales, ces chercheurs ont constaté un effet favorable d'un accroissement des dépenses scolaires sur la réussite éducative. Ils rappellent que les résultats n'auraient pas été les mêmes si les méthodes de régression standards, historiquement utilisées dans ce type d'évaluation, avaient été employées.

De Hann (2012) s'est, pour sa part, intéressée à l'évaluation d'un programme personnalisé s'adressant aux élèves éprouvant des problèmes d'apprentissage sur le plan cognitif ou émotionnel aux Pays-Bas. À l'instar de Haegeland et de ses collaborateurs (op. cit.), la chercheuse souligne l'importance d'appliquer des méthodes d'évaluation fiables pour déterminer les effets de mesures financières destinées aux écoles situées en milieu défavorisé. Sans un examen attentif des données à sa disposition et, pour le cas qui l'intéressait, l'emploi de méthodes non paramétriques de régression, elle aurait rapporté des effets préjudiciables du programme sur la réussite scolaire des élèves. Elle a

plutôt constaté une hausse de la probabilité que les élèves en difficulté réussissent leurs examens, soulignant également les avantages du programme en ce qui concerne les résultats en langue d'enseignement et en mathématiques.

Les mesures québécoises d'aide financière aux établissements scolaires comme celles prévues par le programme EMPT et le comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal sont, à peu de chose près, équivalentes à un système de péréquation scolaire. Guryan (2001), Card et Payne (2002) ainsi que Papke (2005) ont évalué les effets de ce système visant à réduire les écarts dans la capacité de dépenses des établissements scolaires aux États-Unis. Leurs travaux indiquent que l'aide financière additionnelle offerte aux écoles de milieux défavorisés a permis d'améliorer les résultats scolaires et les taux de diplomation, en particulier chez les élèves en difficulté.

Au Québec, aucune étude économétrique portant sur les effets de l'aide financière accordée aux écoles de milieux défavorisés n'a été recensée. En 2002, le ministère de l'Éducation s'est penché sur l'évaluation du Programme de soutien à l'école montréalaise. D'après le rapport sur le sujet, ce programme a entraîné, peu après son implantation, une baisse du taux de reprise d'une année scolaire ainsi que du retard scolaire chez les élèves. Les conclusions de cette évaluation résultent toutefois d'une analyse qui s'est limitée à l'établissement d'un bilan du programme par un suivi d'indicateurs de la réussite éducative plutôt qu'à une évaluation de ses effets nets selon les méthodes reconnues par la littérature sur les effets de traitement (Holland, 1986; Heckman et Hotz, 1989; Moffitt, 1991; Meyer, 1994; Heckman et Smith, 1996; Heckman, Tobias et Vytlačil, 2001; Lee, 2005; Todd, 2007; Imbens et Wooldridge, 2009).

Enfin, une juste évaluation des coûts additionnels associés à une population scolaire défavorisée sur le plan socioéconomique est indispensable pour que l'aide financière soit allouée de façon efficace et équitable aux établissements scolaires pour l'amélioration de la réussite éducative de leurs élèves (Duncombe et Yinger, 1998; Yinger, op. cit). D'ailleurs, une évaluation erronée de ces coûts pourrait être l'une des causes de l'inefficacité budgétaire rapportée par plusieurs recherches en ce qui a trait aux programmes d'aide. Les économistes s'intéressent depuis un bon moment à l'évaluation de ces coûts. Downes et Pogue (1994) ont développé une fonction économique du coût des élèves à risque dans l'État de l'Arizona aux États-Unis. Cette fonction leur a permis d'établir à 257 millions de dollars le coût total des élèves en difficulté et contribue à une juste compensation financière pour les écoles dont les élèves éprouvent des difficultés scolaires en raison de leur statut socioéconomique.

En résumé, les effets estimés de l'aide financière accordée aux écoles des milieux défavorisés peuvent diverger selon les régions et, bien entendu, les méthodes

d'évaluation utilisées. Cette étude apporte une contribution importante à cet égard. D'une part, elle permet d'évaluer pour une première fois les effets de l'aide financière sur la réussite éducative des élèves de milieux défavorisés au Québec. D'autre part, elle s'appuie sur les méthodes paramétriques et non paramétriques de régression par discontinuité dans un contexte où plus d'un programme est déployé pour soutenir les écoles socioéconomiquement désavantagées au Québec.

5 Approche méthodologique

L'objectif de cette étude était de vérifier si le programme EMPT offert aux écoles des milieux défavorisés de l'île de Montréal a une incidence sur le cheminement éducatif des élèves. Plus particulièrement, elle visait à déterminer si l'aide financière qui est allouée aux écoles dans le cadre de ce programme contribue, par l'emploi de personnel supplémentaire ou des interventions ciblées, à favoriser le succès personnel et la réussite des apprentissages chez les élèves désavantagés sur le plan socioéconomique. L'une des difficultés liées à l'évaluation de ce programme est la prise en compte de l'aide financière offerte aux écoles par l'entremise du Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal. De plus, plusieurs élèves des écoles défavorisées ont bénéficié de la maternelle 4 ans à mi-temps, avec de probables effets sur leur cheminement éducatif au cours du primaire. Le nombre conventionné d'élèves moins élevé dans les écoles défavorisées s'ajoute également aux mesures d'aide offertes. Dans ce contexte, l'évaluation des effets du programme EMPT requiert une source d'information crédible parmi l'ensemble des interventions réalisées auprès des écoles de milieux défavorisés.

Les conditions d'admissibilité au programme EMPT, décrites à la section 2, constituent une source de renseignements fiables qui permet de déterminer les effets potentiels de ce programme. Il a été souligné que l'admissibilité à l'aide financière est déterminée en fonction de deux indicateurs socioéconomiques, soit l'IMSE et le SFR. Ainsi, les déterminants de la participation sélective au programme EMPT *et* du cheminement éducatif sont parfaitement connus et observables. Par conséquent, la participation au programme devient parfaitement exogène au seuil précis d'admissibilité fixé pour chacun de ces indicateurs.

Compte tenu de ces renseignements, l'emploi de la méthode de régression par discontinuité est tout indiqué pour l'évaluation des effets du programme EMPT. Cette approche s'appuie sur la « comparaison » des écoles participantes et des écoles non participantes dont les valeurs de défavorisation socioéconomique (IMSE et SFR) sont proches du seuil d'admissibilité. Ainsi, le rapprochement des écoles dans un très petit intervalle autour du seuil d'admissibilité au programme s'apparente à une expérience aléatoire. Les particularités de cette méthode font qu'elle est souvent

reconnue comme une approche quasi expérimentale de l'évaluation des effets d'un programme public.

5.1 Bref rappel du problème de l'évaluation des effets d'un programme public

L'évaluation des effets d'un programme public peut être représentée à l'aide de l'approche économétrique des changements de régime (Quandt, 1958 et 1972) ou de l'approche statistique des résultats potentiels (Rubin, 1974). Cette approche consiste à « comparer », à un instant donné, le résultat d'une unité i^{16} lorsqu'elle participe au programme (Y_i^1) et son résultat sans participation (Y_i^0). L'écart entre les deux résultats équivaut à l'effet du programme (δ_i) et s'écrit comme suit :

$$\delta_i = Y_i^1 - Y_i^0. \quad (1)$$

Le problème de l'évaluation se définit par l'impossibilité d'observer les résultats Y_i^1 et Y_i^0 simultanément. L'effet du programme est donc indéterminé pour chaque unité d'une population. Il est toutefois possible de substituer à Y_i^1 et à Y_i^0 des valeurs *attendues* et *estimables* afin de déterminer l'effet du programme non plus pour une unité en particulier, mais pour différents regroupements d'unités. Par exemple, il est particulièrement de mise de s'intéresser au groupe des unités participant à un programme pour évaluer son efficacité. À cet égard, il est utile de définir une variable dichotomique D , qui a pour rôle de nous renseigner sur la participation d'une unité à un programme. Cette variable se définit comme suit :

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{si l'unité } i \text{ participe au programme} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}. \quad (2)$$

Ainsi, la valeur attendue de Y_i^1 pour l'ensemble des unités participantes est symbolisé par le terme $E(Y_i^1 | D_i = 1)$, tandis que $E(Y_i^0 | D_i = 1)$ désigne leur valeur attendue sans participation. L'effet attendu du programme sur les unités participantes, soit $E(\delta_i | D_i = 1)$, équivaut à la différence entre ces deux termes et s'écrit de la manière suivante :

$$E(\delta_i | D_i = 1) = E(Y_i^1 | D_i = 1) - E(Y_i^0 | D_i = 1). \quad (3)$$

¹⁶ Dans un contexte d'éducation, il peut s'agir d'un élève, d'une école ou d'une commission scolaire.

Cet effet demeure malgré tout incalculable, puisque le résultat qui serait attendu des participants s'ils n'avaient pas pris part au programme ($E(Y_i^0 | D_i = 1)$) est de toute évidence inexistant¹⁷. Pour pallier cette lacune, le terme $E(Y_i^0 | D_i = 1)$ est remplacé par le résultat attendu des non-participants ($E(Y_i^0 | D_i = 0)$). Cette approche doit cependant remplir une condition importante : les valeurs attendues de Y_i pour les unités participantes et non participantes sont identiques en l'absence d'une participation au programme. Cette hypothèse permet de réécrire l'équation 3 de la manière suivante :

$$\begin{aligned} E(\delta_i | D_i = 1) &= E(Y_i^1 | D_i = 1) - E(Y_i^0 | D_i = 0) \\ \text{à la condition que :} & \\ E(Y_i^0 | D_i = 1) &= E(Y_i^0 | D_i = 0). \end{aligned} \tag{4}$$

Ainsi, l'effet moyen du programme sur les écoles participantes ($E(\delta_i | D_i = 1)$) est égal à la différence entre les résultats moyens des écoles participantes et ceux des écoles non participantes, pourvu que les premiers aient été identiques aux seconds en l'absence du programme. Si cette condition n'est pas satisfaite, elle ajoute automatiquement un biais de sélection à l'estimateur de l'effet moyen du programme sur les participants (EMP).

En pratique, la condition qui précède n'est pas facile à respecter et même peu réaliste dans un univers où de nombreux facteurs peuvent différencier naturellement les participants et les non-participants à un programme. Certaines hypothèses permettent néanmoins de remplir cette condition. L'une d'elles, l'indépendance conditionnelle, stipule que l'effet du programme sur les participants peut être déterminé sans biais si les résultats attendus des participants et des non-participants sont comparés à des valeurs identiques de tous les facteurs qui déterminent tant la participation au programme que la variable dépendante Y ¹⁸, auquel cas l'effet moyen du programme sur les participants est donné par :

$$\begin{aligned} E(\delta_i | D_i = 1, Z) &= E(Y_i^1 | D_i = 1, Z) - E(Y_i^0 | D_i = 0, Z) \\ \text{à la condition que :} & \\ E(Y_i^0 | D_i = 1, Z) &= E(Y_i^0 | D_i = 0, Z) = E(Y_i^0 | Z), \end{aligned} \tag{5}$$

¹⁷ Les écrits sur les effets de traitement qualifient ce résultat de contrefactuel.

¹⁸ Ce problème est aussi connu sous l'appellation « sélection sur les observables » (Heckman et Hotz, 1989).

où Z représente un vecteur de facteurs confondants observables. Le terme $E(Y_i^0 | Z)$ montre précisément que le résultat attendu en l'absence du programme est invariant à l'égard du statut de participation.

L'hypothèse de l'indépendance conditionnelle s'avère utile et nécessaire pour estimer l'effet d'un programme dont la participation dépend, en particulier, d'un seuil prédéterminé d'un facteur de sélection. Elle est aussi très avantageuse, puisqu'elle réduit considérablement les risques d'un biais majeur dans les estimations si sa condition est respectée. Dans le cas du programme EMPT, les facteurs de sélection sont parfaitement connus, l'IMSE et le SFR étant les seuls indicateurs employés dans la règle de participation au programme.

L'équation 5 reste toutefois incomplète et ne permet pas de déterminer l'incidence d'un programme avec un seuil de participation. Bien que les valeurs attendues de Y soient conditionnées par le ou les facteurs de sélection connus, les participants et les non-participants à ce type de programme ne partagent pas le même support¹⁹ pour les valeurs relatives aux facteurs de sélection. Autrement dit, il est impossible de constituer un groupe de non-participants dont les valeurs du facteur de sélection soient comparables à celles des participants étant donné la règle d'inéquation qui régit la participation au programme. Il est toutefois possible de modifier le problème de l'évaluation décrit plus haut, de sorte que la comparaison souhaitée puisse être réalisée dans un rayon infiniment petit autour du seuil de participation. Dans cet intervalle, les unités participantes et non participantes partagent des valeurs identiques du facteur de sélection. Cette idée incarne précisément les fondements de la méthode de régression par discontinuité (Angrist et Lavy, 1999; Hahn, Todd et Van Der Klaauw, 2001; Battistin et Rettore, 2003; Imbens et Lemieux, 2008).

D'un point de vue mathématique, la méthode précise d'abord, de manière arbitraire, un nombre $e > 0$ infiniment petit. Dans un contexte de RD, la règle de participation décrite à l'équation 2 peut être réécrite pour redéfinir la participation en fonction d'un voisinage très petit du seuil de participation :

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{si } Z_i \in Z_0 - e \\ 0 & \text{si } Z_i \in Z_0 + e \end{cases}, \quad (6)$$

où $\in$ symbolise l'appartenance d'une valeur à un intervalle. Il s'agit ensuite d'évaluer l'effet du programme pour les unités concernées par cette règle de participation.

¹⁹ Le support d'une variable représente une région particulière de la distribution de toutes ses valeurs probables.

L'équation 5 peut être reformulée en fonction de cette règle lorsque le nombre e tend vers zéro. D'après Hahn et ses collaborateurs (2001), l'effet localisé du programme pour les unités participantes situées infiniment près du seuil de participation s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \lim_{e \rightarrow 0^-} [E(\delta_i | Z_0 - e) - E(Y_i^1 | Z_0 - e) - E(Y_i^0 | Z_0 + e)] \\ \text{à la condition que :} \\ \lim_{e \rightarrow 0^-} [E(Y_i^0 | Z_0 + e) - E(Y_i^0 | Z_0 - e)] = 0. \end{aligned} \quad (7)$$

Les chercheurs posent cependant deux conditions à remplir pour estimer l'effet d'un programme à partir de cette expression :

- Condition C1 : $E(Y_i^0 | Z_i = Z)$ est continue à la valeur Z_0 du facteur de sélection;
Condition C2 : $\lim_{e \rightarrow 0^-} [E(\delta_i | Z_i = Z_0 - e)]$ est calculable.

La condition C1 stipule que la variable dépendante doit être bien définie, c'est-à-dire sans discontinuité par rapport à la valeur du seuil de participation en l'absence du programme. La deuxième condition stipule que l'effet du programme est calculable à une proximité infiniment petite du seuil de participation.

Si les conditions qui précèdent sont respectées, alors l'expression qui suit permet de déterminer sans biais l'incidence localisée du programme pour les unités situées à une distance arbitrairement et infiniment petite du seuil de participation :

$$\lim_{e \rightarrow 0^-} \{E(Y_i^1 | Z_i = Z_0 - e) - E(Y_i^0 | Z_i = Z_0 + e)\} = E(Y_i^1 | Z_0) - E(Y_i^0 | Z_0) = \delta_{|Z_0}, \quad (8)$$

où l'indice $|Z_0$ signifie que l'effet du programme $\delta_{|Z_0}$ est strictement déterminé au seuil de participation Z_0 . Il sera montré plus loin que l'effet du programme peut être déterminé uniquement à ce seuil si la forme fonctionnelle du facteur de sélection s'avère imprécise ou erronée.

5.2 Estimateurs économétriques

L'évaluation des effets du programme EMPT sur les taux de recours à un plan d'intervention et de reprise d'une année scolaire dans les écoles montréalaises consiste, dans l'application la plus simple de la méthode de RD, à comparer, en demeurant très près du seuil d'admissibilité au programme, les écoles qui obtiennent une aide financière

en vertu de celui-ci et celles qui n'en reçoivent pas. Dans ce cas, l'estimateur RD s'écrit de la façon suivante :

$$\hat{\delta}_{|Z_0} = \bar{Y}_{|Z_I \in (Z_0 - e)}^1 - \bar{Y}_{|Z_I \in (Z_0 + e)}^0, \quad (9)$$

où $\bar{Y}_{|Z_I \in (Z_0 - e)}^1$ symbolise la valeur moyenne de la variable Y pour les écoles participantes au programme et $\bar{Y}_{|Z_I \in (Z_0 + e)}^0$, sa valeur moyenne pour les écoles non participantes. La lettre e indique la proximité du seuil de participation au programme. Sa valeur influence directement sur le biais et l'efficacité de l'estimateur. Par conséquent, dans un contexte échantillonnal de données, plus le nombre e est petit, moins l'estimateur risque d'être entaché d'un biais statistique. En revanche, le nombre potentiellement moins élevé d'observations peut compromettre l'efficacité de l'estimateur et, du coup, la robustesse des tests statistiques.

Par ailleurs, l'équation 9 présente l'estimateur RD dans un contexte où un seul facteur d'admissibilité détermine la participation à un programme d'aide financière. Or, comme il a été décrit à la section 2, la sélection pour le programme EMPT dépend de deux indicateurs, soit l'IMSE et le SFR. Cheng (2016) discute des avantages de la méthode de régression « spline » (Green, 2002), développée pour les fonctions économétriques discontinues et appliquée pour les problèmes de régression par discontinuité à deux facteurs d'admissibilité. Malheureusement, cette approche ne convient pas à une estimation des effets du programme EMPT en raison du nombre limité d'observations. De plus, Cheng (2016) ne traite pas du problème qui se pose lorsque la sélection pour le programme dépend de l'un *ou* l'autre des facteurs de sélection plutôt que des deux facteurs simultanément.

Récemment, Wong et ses collaborateurs (2013) ont formalisé d'un point de vue mathématique la régression de surface par discontinuité, où la fonction économétrique peut être affectée de points de discontinuité causés par l'effet d'un programme. Leur approche, plus simple d'application, peut s'employer aussi bien dans un contexte où la participation est dictée par un seul des facteurs de sélection que lorsqu'elle est dictée par tous les facteurs de sélection simultanément²⁰. Dans le cas d'une participation déterminée conjointement par deux facteurs de sélection, ces auteurs démontrent que l'effet de traitement d'un programme, présenté pour un seul facteur de sélection (équation 9), est équivalent à la somme pondérée des effets de traitement calculés au

seuil d'admissibilité de chacun des facteurs de sélection. Formellement, l'effet de traitement s'écrit comme suit :

$$\delta_{(r,m)} = w_r \delta_r + w_m \delta_m, \quad (10)$$

où δ_r et δ_m sont les effets de traitement calculés au seuil d'admissibilité des facteurs de sélection R et M respectivement. Les variables w_r et w_m sont les poids particuliers pour chacun des effets de traitement²¹. L'expression qui précède n'est cependant pas applicable dans le cas d'une participation décidée par l'un *ou* l'autre des facteurs de sélection. Par conséquent, nous présumerons que l'effet estimé du programme est une approximation raisonnable de l'effet décrit à l'équation 10.

Par ailleurs, l'application de la méthode de RD dite « exacte »²² exige de départager les participants et les non-participants à un programme selon des critères d'admissibilité précis et certains. Pour y parvenir, dans le cas d'une participation expliquée par plus d'un facteur de sélection, Wong et ses collaborateurs (2013) proposent une première méthode dite de centralisation des règles d'admissibilité fixées par deux facteurs de sélection. Dans le cas du programme EMPT, il s'agit d'abord de standardiser les valeurs de l'un des indicateurs d'admissibilité pour qu'elles soient comparables à l'autre facteur de sélection. La transformation monotone suivante produit cette standardisation pour l'IMSE :

$$\begin{aligned} IMSE_i^T &= IMSE_i - \min(IMSE) \\ SFR_i^T &= SFR_i - \min(SFR) \\ IMSE_i^M &= IMSE_i^T * \frac{\max(SFR_i^T)}{\max(IMSE_i^T)} \end{aligned} \quad (11)$$

Dans cette équation, $IMSE_i^T$ et SFR_i^T sont les valeurs de l'IMSE et du SFR dont les minimums respectifs ont été soustraits, et $IMSE_i^M$ est la valeur standardisée de l'IMSE selon les valeurs du SFR. Par contre, cette transformation, non essentielle pour l'élaboration de la règle d'admissibilité à deux facteurs de sélection, assure une juste sélection des écoles au moment des estimations économétriques situées près des seuils d'admissibilité. L'IMSE standardisé et le SFR sont ensuite recalculés pour s'énoncer en fonction de leur déviation par rapport aux seuils d'admissibilité. Ils s'écrivent comme suit :

²⁰ Le lecteur est invité à consulter l'article de Wong, Steiner et Cook (2013) pour prendre connaissance de la formalisation mathématique des règles d'admissibilité.

²¹ L'expression algébrique de ces poids est décrite dans l'article de Wong, Steiner et Cook (2013).

²² Cette approche est nommée « Sharp Regression Discontinuity Design » dans la littérature anglophone.

$$\begin{aligned} IMSE_i^E &= IMSE_i^M - IMSE_S^M \\ SFR_i^E &= SFR_i - SFR_S \end{aligned} \quad (12)$$

Dans cette équation, $IMSE_S^M$ et SFR_S sont respectivement les seuils d'admissibilité de l'indice de milieu socioéconomique et du seuil de faible revenu. Les indicateurs modifiés font en sorte qu'une école participe au programme ($D_i = 1$) si l'un et/ou l'autre d'entre eux ont une valeur positive. Cette règle ajustée de participation s'écrit comme suit :

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \max(IMSE_i^E, SFR_i^E) > 0 \\ 0 & \text{si } IMSE_i^E < 0 \text{ et } SFR_i^E < 0 \end{cases} \quad (13)$$

La seconde méthode proposée par Wong et ses collaborateurs (2013) consiste simplement à estimer les effets du programme en ne prenant en considération qu'une seule règle d'admissibilité à la fois. Cette approche est toutefois très restrictive. En effet, dans le cas où, par exemple, seul l'IMSE est pris en compte dans l'application de la méthode de RD, toutes les écoles dont le SFR induit une participation sont retirées de l'évaluation. Autrement dit, cette approche exclut du groupe des non-participants au programme EMPT les écoles admissibles à celui-ci compte tenu de leur SFR.

Les estimateurs économétriques peuvent ensuite être employés une fois ajustée la règle d'admissibilité au programme. Deux types sont couramment utilisés dans la littérature sur le sujet, soit les estimateurs paramétriques et les estimateurs non paramétriques (Imbens et Lemieux, 2008). Les premiers offrent la possibilité de varier le nombre d'observations impliquées dans les estimations selon les critères de biais et d'efficacité discutés plus haut. Les seconds ont, pour leur part, l'avantage d'éviter toute paramétrisation des liens de cause à effet entre les indicateurs de la réussite éducative et les facteurs de sélection. Cependant, les effets estimés par l'approche non paramétrique comportent un risque plus important d'inefficacité, puisque l'estimateur est appliqué sur les données situées près des seuils d'admissibilité.

Estimateur paramétrique

L'approche paramétrique peut se diviser en deux étapes dans un cadre d'évaluation de RD. La première étape consiste à effectuer des régressions sur les observations situées uniquement « près » des seuils d'admissibilité au programme.

L'objectif est, d'une part, de réduire les risques d'une spécification erronée de la fonction qui lie la variable dépendante aux facteurs de sélection et, d'autre part, d'atténuer les biais statistiques dans l'estimation de l'effet de traitement. Dans ce contexte particulier, il est présumé que les facteurs de sélection ont un effet linéaire sur les indicateurs de la réussite éducative, de sorte que la relation entre les deux peut s'écrire de la façon suivante :

$$Y_i = \mu + X_i\beta + D_i\delta_{|Z_0} + Z_i\gamma + \lambda_i + \alpha_c + U_i. \quad (14)$$

Dans cette équation, D indique si l'école i participe au programme EMPT. Le paramètre $\delta_{|Z_0}$ mesure l'effet moyen local du programme pour les écoles participantes dont les valeurs de l'IMSE et du SFR sont situées près du seuil d'admissibilité. Le paramètre λ_i représente, pour sa part, un vecteur d'effets fixes annuels qui permet de tenir compte des chocs non observables qui ont pu affecter également les taux de recours à un plan d'intervention ou de reprise d'une année scolaire, tandis que α_c est un vecteur d'effets fixes des commissions scolaires de l'île de Montréal. Ces effets ont pour objectif de prendre en considération les modalités de gestion des commissions scolaires, qui peuvent expliquer les déviations observées pour la réussite éducative entre ces organismes. Quant au paramètre γ , il mesure l'effet causal du facteur de sélection Z sur la variable dépendante, pour autant que le vecteur de facteurs explicatifs X_i annule toute corrélation avec le terme d'erreur U_i . Dans ce cas, seule suffit l'hypothèse de l'indépendance conditionnelle pour estimer sans biais l'effet du programme. Du coup, le vecteur X_i n'est pas strictement requis pour estimer de façon crédible l'effet de traitement, mais il contribue néanmoins à améliorer l'efficacité des estimations (Pettersson-Lidbom, 2008).

Il a été souligné que le nombre restreint d'observations situées près des seuils d'admissibilité représente un enjeu dans les estimations effectuées par la méthode de RD. Pour accroître l'efficacité des estimations et la puissance des inférences statistiques, la seconde étape consiste à réaliser les régressions économétriques pour l'ensemble des données disponibles. Cette étape exige cependant que l'effet des facteurs de sélection sur la variable dépendante soit modélisé correctement, sans quoi les effets estimés du programme seront erronés. Des régressions avec effet non linéaire présumé pour les facteurs de sélection sont donc ajoutées aux estimations, ce qui permet de vérifier la

robustesse des résultats. L'équation suivante est employée à trois reprises pour évaluer les effets du programme avec l'usage de toutes les données :

$$Y_i = \mu + X_i\beta + D_i\delta_{|Z_0} + \sum_{j=1}^3 Z_{ij}^j \gamma_{ij} + \lambda_t + \alpha_c + U_i. \quad (15)$$

Dans cette équation, j est fixé à 1 pour la première régression et élevé d'une unité pour les régressions additionnelles. Autrement dit, trois régressions successives sont réalisées en présumant, pour la première, un effet linéaire des facteurs de sélection et, pour les subséquentes, des effets quadratique et cubique respectivement.

L'équation 15 modélise l'effet du programme par un changement de la constante de régression au seuil d'admissibilité. Dans ce contexte, l'effet de traitement estimé est présumé identique pour toutes les écoles. Cependant, il est probable, selon les renseignements décrits à la section 2, que les effets du programme EMPT diffèrent selon le statut de défavorisation économique des écoles ou les montants d'aide financière qui leur sont accordés. Deux équations économétriques supplémentaires sont donc proposées. La première équation tient compte d'une variation probable des effets du programme selon le statut de défavorisation socioéconomique. L'équation s'écrit alors comme suit :

$$Y_i = \mu + X_i\beta + D_i\delta_{|Z_0} + \sum_{j=1}^3 Z_{ij}^j \gamma_{ij} + D_i \left(\sum_{j=1}^3 Z_{ij}^j \gamma_{ij} \right) + \lambda_t + \alpha_c + U_i. \quad (16)$$

La seconde équation modélise les effets du programme selon quatre paliers de financement, le premier correspondant aux écoles qui obtiennent les subventions les moins élevées et le dernier, aux écoles qui reçoivent les montants les plus généreux en raison de leur statut de défavorisation économique. L'équation économétrique qui tient compte de cette ventilation des effets du programme EMPT est la suivante :

$$Y_i = \mu + X_i\beta + D_i \sum_{l=2}^4 Q_l \delta_l + \sum_{j=1}^3 Z_{ij}^j \gamma_{ij} + \lambda_t + \alpha_c + U_i, \quad (17)$$

où Q_l , $l = 2, 3, 4$ est une variable dichotomique qui désigne les écoles par ordre croissant des paliers de financement, le premier palier étant le moins élevé et le quatrième, le plus important. Il est donc raisonnable, selon cette formulation économétrique, de s'attendre

à observer des effets plus importants du programme pour les écoles qui profitent d'une aide financière accrue par rapport aux autres établissements. En revanche, il est tout aussi envisageable que les effets soient relativement comparables, peu importe l'aide obtenue. En effet, les écoles les plus vulnérables doivent combler des besoins, sur le plan des ressources, vraisemblablement plus importants pour arriver à des niveaux de réussite éducative comparables à ceux des autres écoles.

Par ailleurs, les taux de RPI et de reprise d'une année scolaire constituent des variables dont la valeur minimale, soit zéro, ne permet pas de réaliser des estimations par moindres carrés ordinaires (MCO), généralement appliquées dans les contextes de régression par discontinuité. Par conséquent, les estimations doivent être menées dans le cadre économétrique bien connu des données de comptage (Cameron et Trivedi, 2013). Deux distributions statistiques ont été envisagées pour modéliser adéquatement les taux de RPI et de reprise d'une année scolaire pour chaque école : les distributions de Poisson et binomiale négative. Le choix de la distribution optimale a été effectué à l'aide du test statistique d'information d'Akaike. Le résultat de ce test indique que les données ont une distribution statistique comparable à une loi binomiale négative.

L'approche par maximum de vraisemblance est employée pour estimer les paramètres d'une équation économétrique dont les données suivent une loi binomiale négative. La fonction de vraisemblance logarithmique s'écrit comme suit :

$$l(\beta, \sigma^2) = \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{j=1}^{y_i} \log(\sigma^{-2} + j - 1) \right) - \log y_i! - (y_i + \sigma^2) \log(1 + \sigma^2 \exp(\lambda_i)) + y_i \log \sigma^2 + y_i \lambda_i \right], \quad (18)$$

où λ_i symbolise la partie droite des équations économétriques présentées plus haut. Les estimations sont réalisées avec le module *nbreg* du logiciel Stata 14.2.

Estimateur non paramétrique

L'approche non paramétrique de régression par discontinuité connaît un essor dans l'évaluation des effets de traitement (Imbens et Lemieux, 2008). Une première méthode est la régression linéaire locale. Ses propriétés statistiques intéressantes à l'approche du seuil de discontinuité expliquent sa popularité. Les détails de cette technique sont présentés par Imbens et Lemieux. La méthode consiste à trouver la valeur de la constante g et du coefficient du facteur de sélection β qui minimise l'équation suivante :

$$\operatorname{argmin} \sum_{i=1}^n (Y_i - g - (x - x_i)' \beta)^2 K_h(x - x_i). \quad (19)$$

Le terme K_h est le poids (ou noyau) qui multiplie l'écart entre les valeurs observées des indicateurs de la réussite éducative, Y_i , et leurs valeurs prédites selon l'hypothèse d'un effet linéaire des facteurs de sélection. L'amplitude du poids est fonction de la distance entre les valeurs du facteur de sélection (x_i) et le seuil d'admissibilité au programme (x). Elle s'écrit de la manière suivante :

$$K_h(x - x_i) = h^{-r} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)^{23}. \quad (20)$$

L'équation 19 est évaluée pour les groupes de participants et de non-participants au programme, de part et d'autre du seuil d'admissibilité, afin d'estimer les valeurs prédites de la variable g pour chacun des groupes. La différence entre ces valeurs équivaut à l'effet du programme.

Il est possible que l'hypothèse d'un effet linéaire du facteur de sélection soit incorrecte au regard du lien qui unit ce facteur à la variable dépendante. Dans ce cas, l'équation 19 peut être reformulée en présumant que les facteurs de sélection ont un effet polynomial d'ordre p sur la variable dépendante. Cette approche demande toutefois un plus grand nombre d'observations situées près du seuil d'admissibilité au programme pour éviter une fausse estimation des effets de celui-ci²⁴.

6 Analyse graphique

Une analyse graphique des données est utile dans l'approche de régression par discontinuité, puisqu'elle offre, d'une part, la possibilité de tirer des indications d'un effet possible du programme sur les indicateurs du cheminement éducatif et, d'autre part, des indices sur la relation qui unit fondamentalement ces indicateurs et les facteurs de défavorisation socioéconomique.

Les graphiques sur lesquels porte l'analyse sont présentés à l'annexe A. Le premier graphique (A.1) montre la relation entre les taux de RPI par école (axe des ordonnées) et

²³ Trois formes spécifiques peuvent être attribuées au noyau : uniforme, triangulaire et Epanechnikov. Le lecteur est invité à consulter l'article de Wong, Steiner et Cook (2013) pour des détails sur la forme paramétrique des noyaux.

²⁴ Les estimations non paramétriques sont réalisées avec le module *rdrobust* (Calonico) du logiciel Stata 14.2.

les indicateurs combinés de défavorisation (axe des abscisses)²⁵ pour la période de 2009-2010 à 2015-2016. La ligne verticale située à zéro sur l'axe des abscisses est le seuil d'admissibilité au programme EMPT. Les observations sur les écoles participantes au programme sont situées à la droite du seuil d'admissibilité et celles sur les écoles exclues du programme, à la gauche de celui-ci. Le graphique montre des taux de RPI inférieurs à 20 % pour la plupart des écoles non participantes. En revanche, les taux de 20 % ou plus sont nettement plus fréquents pour les écoles dont le score de défavorisation est plus élevé que le seuil d'admissibilité.

La défavorisation socioéconomique semble, selon la dispersion des observations, avoir peu d'influence sur les taux de RPI des écoles non participantes. Par contre, ces taux augmentent pour les écoles les plus défavorisées qui sont admissibles au programme EMPT. Les graphiques A2 et, en particulier, A3, pour lesquels seul l'un des indicateurs de défavorisation est pris en considération, montrent de façon plus apparente des taux de RPI relativement importants pour les écoles participantes. Cette irrégularité dans la dispersion des taux de RPI pour l'ensemble des écoles montréalaises peut être causée aussi bien par la défavorisation économique des écoles que par les effets du programme. Toutefois, comme cette irrégularité se présente surtout au seuil d'admissibilité au programme, il est raisonnable d'anticiper un effet de celui-ci sur les taux de RPI.

Le profil de dispersion des données sur les taux de reprise d'une année scolaire est comparable à celui observé pour les taux de RPI. Les graphiques A4, A5 et A6 montrent des taux de reprise inférieurs à 5 % pour la plupart des écoles non participantes, alors que les écoles admissibles au programme EMPT présentent des taux de reprise beaucoup plus élevés. Le graphique A6, pour lequel le seuil de faible revenu est utilisé comme seul facteur de sélection, est particulièrement éloquent à ce propos.

La section 5 a décrit brièvement l'approche non paramétrique de la méthode de RD. L'analyse graphique qui précède peut être complétée cette fois à l'aide d'une illustration graphique des effets possibles du programme EMPT, évalués par les méthodes non paramétriques²⁶. Les graphiques A7 à A10 montrent les taux moyens de RPI pour un regroupement d'écoles dont les scores de défavorisation sont comparables²⁷. Cette étape réduit la variabilité des taux de RPI causée par des facteurs autres que le statut socioéconomique, de sorte que toute discontinuité des taux observée au seuil d'admissibilité est probablement associée à un effet du programme. Le graphique A7 montre des régressions polynomiales d'ordre un de part et d'autre du seuil

²⁵ Le processus de combinaison des indicateurs est décrit à la section 5.2.

²⁶ Les graphiques sont produits par les modules *rdrobust* et *rdplot* du logiciel Stata 15.1.

²⁷ Le regroupement des écoles est effectué selon un algorithme mathématique intégré dans le module *rdrobust*.

d'admissibilité. L'écart entre les deux droites de régression remarqué au seuil d'admissibilité indique qu'il est possible d'envisager un effet du programme EMPT sur les taux de RPI. La possibilité d'un tel effet est corroborée par les écarts pouvant être observés au graphique A8, sur lequel sont affichées des régressions polynomiales d'ordre deux. Ces écarts sont tout aussi apparents lorsque seul l'IMSE est employé à titre de facteur de sélection (graphiques A9 et A10).

Les résultats préliminaires de l'analyse non paramétrique pour l'indicateur de la reprise d'une année scolaire sont illustrés aux graphiques A11 à A14. Des écarts entre les droites de régression sont de nouveau observés au seuil d'admissibilité au programme pour les deux formes polynomiales employées dans les régressions des taux de reprise en ce qui concerne les indicateurs de défavorisation. La section suivante permettra de déterminer si ces écarts, montrés par les graphiques, sont statistiquement significatifs dans un cadre d'analyse paramétrique.

7 Résultats

Cette section présente les résultats des régressions par discontinuité. Elle débute par une analyse des effets estimés du programme selon l'approche paramétrique. Les résultats des régressions locales, c'est-à-dire celles employant les données situées près du seuil d'admissibilité au programme, sont d'abord examinés. Les estimations effectuées avec toutes les données sont ensuite analysées. Un examen des estimations non paramétriques complète l'analyse des résultats. La section 7.1 présente les résultats qui concernent le recours à un plan d'intervention et la section 7.2, les résultats qui sont liés à la reprise d'une année scolaire.

7.1 Recours à un plan d'intervention

Estimations paramétriques

L'application de la méthode de RD à des données de comptage pose certaines difficultés. La méthode de Poisson et la distribution binomiale négative constituent des régressions non linéaires. Ainsi, un effet linéaire présumé du facteur de sélection sur la variable dépendante se mute en un effet exponentiel dans un contexte binomial négatif. Cette transformation peut rapidement conduire à des estimations biaisées du programme si elle diffère de la *vraie* relation entre la variable dépendante et le facteur de sélection. En revanche, l'utilisation des régressions standards par moindres carrés ordinaires s'avère, en général, inefficace dans le cas des données de comptage, en particulier en présence d'une prépondérance de valeurs nulles de la variable dépendante. Deux séries d'estimations ont été produites dans le cas des plans d'intervention : l'une par moindres carrés ordinaires (MCO) et l'autre par la méthode binomiale négative (BN), privilégiée

dans cette étude. Le nombre peu élevé de valeurs nulles pour cet indicateur fait en sorte que l'utilisation des MCO a probablement peu de conséquences sur le plan de l'inférence statistique. Les deux séries d'estimations sont comparées pour évaluer la sensibilité des résultats au changement de méthode.

Le tableau B1 montre les résultats de l'estimateur RD-BN²⁸ avec l'emploi des données situées près du seuil d'admissibilité et fournit donc une mesure de l'effet local du programme sur le nombre de plans d'intervention²⁹. Tous les modèles estimés (colonnes A à C) contiennent des effets annuels et des effets fixes par commission scolaire ainsi que des facteurs explicatifs de la réussite éducative, bien que leur présence ne soit pas indispensable dans un contexte local de régression, à moins d'indication contraire³⁰. De plus, les estimations sont corrigées pour les biais causés par l'hétéroscédasticité des erreurs résiduelles³¹. La colonne A montre les estimations de l'équation 14. Il est présumé que l'effet du programme est invariant parmi les écoles participantes et que le nombre de plans d'intervention est proportionnel (effet linéaire) à l'IMSE^{32, 33}. Il s'agit, en théorie, du modèle de régression le plus adapté à l'évaluation des effets localisés du programme EMPT. En pratique, le critère de sélection *BIC* (*BIC* = 5 186,19) indique que ce modèle convient le mieux à l'explication des données. La statistique *t* (*t* = 2,764) signifie que le programme entraîne une hausse significative (seuil de confiance de 1 %) du nombre de plans d'intervention dans les établissements scolaires. D'après le coefficient estimé de la variable *EMPT*, le programme cause une augmentation de 29,9 %, en moyenne, du nombre de plans d'intervention pour les moins

²⁸ Régression par discontinuité effectuée avec la méthode binomiale négative.

²⁹ Rappelons que l'effet local de traitement est associé uniquement aux écoles dont le score de défavorisation socioéconomique est situé près du seuil d'admissibilité.

³⁰ Le tableau 4 a montré des différences significatives entre les écoles participantes et les écoles non participantes pour quelques facteurs socioéconomiques.

³¹ L'option *robust* a été ajoutée au module d'estimation *nbreg* au moment des estimations effectuées avec le logiciel Stata 15.1.

³² Il a été décidé, lors des estimations, d'appliquer la méthode de RD avec l'IMSE comme seul facteur de sélection et de rejeter l'emploi de l'indicateur combiné. Ce choix vise d'abord à permettre la comparaison des résultats produits par les MCO et la méthode RD-BN. De plus, l'utilisation de l'indicateur combiné est susceptible d'apporter des biais d'estimation supplémentaires au moment des régressions. Nous avons opté pour une réduction des biais causés par cette approche. Enfin, après vérification, il a été constaté que le choix d'un seul facteur de sélection affecte peu les estimations en raison du faible nombre d'observations supprimées. Les résultats obtenus avec les indicateurs combinés sont disponibles sur demande.

³³ L'effet linéaire est exclu de la gamme des effets envisageables pour le facteur de sélection dans le contexte des régressions binomiales négatives. Néanmoins, ces régressions entraînent un ajustement des coefficients estimés en fonction des observations et de leurs propriétés intrinsèques, de sorte que, malgré le contexte non linéaire de la régression, les coefficients estimés permettent de s'approcher d'un effet linéaire sur la variable dépendante.

défavorisées des écoles participantes³⁴. Les autres colonnes du tableau présentent des résultats comparables à l'exception de la colonne B, où les chiffres indiquent que les effets locaux du programme EMPT sont indépendants de l'IMSE et, par conséquent, non significatifs.

Les résultats obtenus par MCO indiquent également un effet du programme sur le recours aux plans d'intervention³⁵. Un examen attentif des résultats présentés au tableau B2 montre un coefficient de la variable *EMPT* significatif, à un seuil de confiance de 1 %, pour les modèles qui présument des effets linéaire (colonne A) et quadratique (colonne C) du facteur de sélection. Ces résultats sont rassurants dans la mesure où les estimations locales des effets du programme EMPT, en ce qui concerne le recours à un plan d'intervention, sont beaucoup moins tributaires des méthodes et de la forme fonctionnelle de la variable de sélection.

Les régressions locales favorisent la réduction des biais au regard des effets estimés du programme, puisque les écoles participantes et non participantes partagent des scores de défavorisation semblables pour le voisinage du seuil d'admissibilité. En revanche, dans un contexte échantillonnal de données, le nombre réduit d'observations dans les régressions hausse la variabilité des estimations et, par conséquent, le risque d'attribuer l'incidence du programme à un effet du hasard. Pour réduire ce risque, l'approche de régression par discontinuité prévoit l'évaluation des effets du programme au moyen de toutes les observations. Il est essentiel cependant que la relation entre les scores de défavorisation et les taux de RPI soit formulée correctement, sans quoi les régressions produiront des estimations erronées des effets du programme. L'analyse graphique et l'essai des formes polynomiales linéaire et quadratique au moment des estimations contribuent au choix du modèle le plus adapté aux données.

Le tableau B3 présente les estimations de l'équation 14, pour lesquelles la totalité des observations est utilisée dans les régressions binomiales négatives. L'enjeu de ces estimations réside dans le choix judicieux de la forme fonctionnelle pour la variable *IMSE*. Le graphique A1 montre que la défavorisation économique peut avoir un effet non proportionnel sur les taux de RPI, c'est-à-dire qu'une hausse de 1 % de la défavorisation des écoles induit une augmentation plus élevée de ces taux. En revanche, ce lien entre la défavorisation et les taux de RPI pourrait bien être imputable au programme, puisque la pente ascendante du nuage d'observations est surtout apparente pour les écoles participantes.

³⁴ Les tableaux présentent les coefficients non transformés des régressions. L'analyse porte toutefois sur les coefficients transformés par l'équation $\beta_{\%} = (\exp(\beta) - 1) * 100$, ce qui permet de récupérer les effets ajustés en pourcentages.

³⁵ Les estimations sont également corrigées pour les biais d'hétéroscédasticité.

La colonne A montre les résultats des régressions selon l'hypothèse suivante : l'IMSE entraîne un effet non proportionnel, mais faiblement exponentiel ou peu élastique, sur les taux de RPI³⁶. Cette hypothèse apparaît très raisonnable compte tenu des indications offertes par le graphique A1, où le nuage de points est peu incliné par rapport à l'axe des abscisses. Le programme EMPT est présumé avoir un effet identique pour toutes les écoles participantes au programme dans le modèle présenté dans cette colonne. Le coefficient estimé de la variable *EMPT* montre que le programme entraîne une hausse de 10,42 % du nombre de plans d'intervention. La statistique *t* ($t = 2,566$) confirme que le programme est significatif à un seuil de confiance de 1 %.

Deux raisons expliquent l'effet relativement moins élevé du programme par rapport à celui estimé par les régressions locales. La première peut être associée à un biais d'estimation causé par une forme fonctionnelle imprécise pour le facteur de sélection. La seconde, et la plus probante, est l'estimation de deux paramètres de traitement distincts : les régressions locales permettent d'estimer un effet moyen localisé du programme (EMLP), tandis que les régressions effectuées avec toutes les observations permettent d'évaluer son effet moyen sur tous les participants (EMP)³⁷. Il est à noter que le critère *BIC* ($BIC = 16\,491,96$) indique que ce modèle est le plus adapté à l'explication des observations.

Par ailleurs, la colonne B introduit, dans la régression, un effet interactif entre la variable dichotomique de participation et la variable *IMSE*. Cet ajout au modèle a pour objectif d'évaluer si les effets du programme EMPT varient selon la défavorisation des écoles. Les coefficients estimés de la variable *EMPT* ($EMPT = 0,231$) et de l'effet interactif ($EMPT * IMSE = -0,009$) indiquent que le programme entraîne une hausse significative du nombre de plans d'intervention, mais que cet effet s'atténue graduellement en fonction de l'augmentation progressive de la défavorisation socioéconomique des écoles. D'après le critère *BIC* ($BIC = 16\,495,76$), ce modèle serait le plus adapté à l'explication des observations. Ce résultat, à première vue surprenant compte tenu du fait que l'aide financière est allouée proportionnellement à la défavorisation économique, peut s'expliquer de deux façons. D'abord, une dépense inefficace des sommes allouées aux écoles, qui se traduirait par des interventions insuffisantes auprès des élèves en difficulté, peut expliquer l'effet moins important observé pour les écoles participantes les plus défavorisées. Ensuite, il est possible que l'aide financière accordée aux écoles les plus défavorisées s'avère tout simplement

³⁶ Autrement dit, cette hypothèse s'approche de celle d'un effet linéaire de l'IMSE sur le recours aux plans d'intervention dans un contexte de régression standard (ex. : MCO).

³⁷ Les paramètres *EMP* et *EMLP* sont rarement équivalents dans la recherche appliquée des effets de traitement en raison des disparités sociales, économiques ou géographiques dans le groupe des participants à un programme.

insuffisante et, du coup, occasionne un manque de ressources, ce qui empêche d'intervenir adéquatement auprès de *tous* les élèves en difficulté. Ces raisons ont été rapportées par plusieurs recherches ayant porté sur les effets de l'appui financier aux écoles défavorisées³⁸.

Enfin, pour permettre d'évaluer la robustesse des résultats indiqués aux colonnes A et B, la dernière colonne du tableau montre les effets estimés du programme. Il est présumé que l'IMSE induit un effet quadratique sur le nombre de plans d'intervention. Le programme est sans effet selon cette formulation. Toutefois, ce résultat est jugé peu crédible, puisque le graphique A1 ne rapporte pas d'indications probantes d'un effet de type quadratique de l'IMSE, en particulier dans un contexte de régression RD-BN.

Bien que facultatifs dans un cadre de régression par discontinuité, les modèles estimés sont de mise lorsque toutes les observations sont prises en considération. Ces modèles introduisent deux facteurs explicatifs du cheminement éducatif, soit le nombre par école de participants à la maternelle 4 ans à mi-temps et le nombre d'immigrants³⁹. Selon les résultats rapportés dans le tableau B3, la participation à la maternelle 4 ans à mi-temps entraîne une hausse du nombre de plans d'intervention par école, tandis que le nombre d'élèves nés à l'extérieur du pays n'a aucun effet statistique. Il faut cependant rappeler que ces facteurs explicatifs sont probablement corrélés avec le terme d'erreur, de sorte que les coefficients peuvent être entachés de biais d'endogénéité. De plus, il n'est pas exclu que, dans le cadre de la maternelle 4 ans à mi-temps, une partie de l'aide financière puisse être accordée à d'autres fins que le programme lui-même et que cela contribue à hausser le nombre de plans d'intervention utilisés comme mesures palliatives en cas de difficultés scolaires^{40, 41}.

Estimations non paramétriques

La méthode non paramétrique de régression par discontinuité vise à exclure tout postulat sur la forme fonctionnelle des observations. Elle élimine donc les enjeux associés à la précision du lien entre la variable dépendante et le facteur de sélection. En revanche, l'approche non paramétrique exige un nombre relativement élevé d'observations pour offrir des résultats fiables. Dans cette étude, le nombre

³⁸ Voir la section 4.

³⁹ Ces variables étaient les seules disponibles dans la BDLECLQ au moment des travaux. De plus, les nombres d'immigrants par écoles ventilés selon la région de naissance ont été exclus au profit du nombre total d'immigrants par école pour réduire les problèmes de multicolinéarité dans les régressions.

⁴⁰ Une baisse du nombre de plans d'intervention est plutôt l'effet attendu de la maternelle 4 ans à mi-temps, puisque ce programme agit, en principe, comme une mesure préventive visant à atténuer les difficultés scolaires au primaire (Manning, Hamel et Smith, 2006).

⁴¹ Des régressions ont permis d'estimer l'effet moyen du programme ventilé selon l'aide financière allouée aux écoles. Les résultats obtenus, qui ne sont pas présentés dans cette étude, n'indiquent aucune modification de l'effet du programme par les montants alloués aux écoles participantes. Les tableaux de résultats sont disponibles sur demande.

d'observations à proximité du seuil d'admissibilité est peu important, ce qui peut affecter la véracité des estimations.

Les tableaux C1 et C2 montrent les résultats liés aux régressions non paramétriques par discontinuité appliquées aux observations situées près du seuil d'admissibilité. Le tableau C1 présente l'indicateur combiné de sélection, tandis que, dans le tableau C2, seul l'IMSE est utilisé de façon à évaluer la robustesse des estimations. Les colonnes A à E de ces tableaux font varier la distance entre le facteur de sélection et le seuil d'admissibilité au programme (« bandwidth »). Ainsi, plus l'écart est important, plus le nombre d'observations impliquées dans les estimations augmente. La manipulation de cette distance aide à mieux appréhender les effets du programme selon le nombre d'observations prises en considération dans les estimations. Les « bandwidths » de Calonico, Cattaneo et Titiunik (CCT) et ceux d'Imbens et Kalyanaraman (IK), présentés dans les tableaux, sont offerts par les modules d'estimation du logiciel Stata et permettent d'établir des écarts optimaux par rapport au seuil d'admissibilité.

L'approche non paramétrique comporte également trois noyaux distincts (triangulaire, uniforme et Epanechnikov) pour l'attribution d'un poids à chaque donnée selon la distance qui la sépare du seuil d'admissibilité. Les résultats sont donc aussi ventilés selon le type de noyau employé dans les régressions. Enfin, bien qu'il s'agisse d'une approche non paramétrique, il s'avère possible de modéliser l'effet du facteur de sélection sur le nombre de plans d'intervention pour évaluer la robustesse des estimations selon la nature présumée du lien, linéaire ou quadratique⁴², qui unit les deux variables.

Les chiffres présentés dans les tableaux montrent l'écart, pour les taux moyens de RPI, entre les écoles participantes et les écoles non participantes. Ces taux sont estimés par l'approche non paramétrique de régression par discontinuité. Les chiffres montrent un effet significatif du programme au seuil de 5 % si l'estimation repose sur une forme fonctionnelle linéaire. Les coefficients de l'estimation non paramétrique indiquent qu'une hausse de près de cinq points de pourcentage en ce qui concerne le nombre de plans d'intervention peut être associée au programme EMPT. Néanmoins, contrairement aux estimations paramétriques, la méthode non paramétrique de régression par discontinuité a été appliquée aux taux de recours à un plan d'intervention par établissement scolaire. Cette approche pose l'hypothèse d'un effet nul de la taille des écoles sur le nombre de plans d'intervention et, du coup, peut contribuer à des estimations imprécises des effets du programme. Le nombre d'observations pour un emploi avisé de cette méthode est également moins élevé, contrairement aux estimations

⁴² L'effet quadratique du facteur de sélection est présumé peu réaliste dans une approche de régression locale compte tenu de l'étendue restreinte des observations pour ce facteur.

paramétriques. Pour ces raisons et étant donné les indications rapportées dans les analyses graphiques et paramétriques, les résultats non paramétriques sont accueillis avec prudence.

7.2 Reprise d'une année scolaire

Estimations paramétriques

Les résultats des régressions locales pour la reprise d'une année scolaire sont présentés au tableau B5. Les paramètres d'estimation sont identiques à ceux employés pour le recours à un plan d'intervention. Les régressions sont notamment restreintes aux observations pour lesquelles les écarts de l'IMSE par rapport au seuil d'admissibilité sont égaux ou inférieurs à cinq. La colonne A du tableau montre que le programme entraîne une hausse de 46,55 % du nombre de déclarations de reprise d'une année scolaire. Quant à la statistique t ($t = 2,273$), elle indique un effet significatif à un seuil de confiance de 5 %.

La colonne B introduit, pour sa part, un effet interactif entre la variable dichotomique de participation au programme et la défavorisation économique. Le test statistique n'indique aucun effet du programme selon cette formulation ($t = -0,472$). Ce résultat est peu surprenant compte tenu de la prise en compte des observations situées près du seuil d'admissibilité. La dernière colonne du tableau pose l'hypothèse selon laquelle l'IMSE a un effet non linéaire de type « quadratique » sur le nombre de reprises d'une année scolaire. Bien que cette hypothèse puisse être superflue dans un contexte de régression locale, la régression révèle une hausse significative du nombre de reprises due au programme.

Il a été souligné, pour l'analyse économétrique du nombre de plans d'intervention, que les régressions localisées sont sujettes à une moins grande efficacité en raison du nombre restreint d'observations qui sont prises en considération. Le tableau B7 présente donc les résultats des régressions qui s'appuient sur toutes les observations. Par contre, cela pose de nouveau le défi d'une formulation juste des effets de l'IMSE sur la reprise d'une année scolaire, sans quoi des erreurs d'estimation s'ajouteront aux effets estimés du programme.

La colonne A du tableau montre que, si un effet non linéaire et inélastique de l'IMSE⁴³ est présumé, le programme EMPT entraîne une augmentation significative ($coeff = 0,281$, $t = 4,025$) du nombre de reprises d'une année scolaire dans les écoles participantes. Après correction du coefficient, cette augmentation se chiffre à 32,4 % en moyenne pour ces écoles. Ce résultat n'est pas étonnant compte tenu de la dispersion des

⁴³ Cette hypothèse s'apparente à un effet linéaire dans un contexte de régression standard.

observations pour les écoles participantes, illustrée au graphique A5, où le nombre de reprises d'une année scolaire est associé à une augmentation importante du seuil d'admissibilité au programme. De plus, les valeurs prédites des reprises en fonction de l'IMSE présentes dans ce graphique montrent une relation pratiquement linéaire entre les reprises et l'IMSE, renforçant du coup l'hypothèse d'un effet proportionnel.

La colonne B présente, pour sa part, l'effet estimé du programme en fonction de la défavorisation des écoles participantes. Comme pour le recours à un plan d'intervention, le programme entraîne bel et bien une hausse du nombre de reprises d'une année scolaire, mais de manière moins importante au fur et à mesure que la défavorisation économique augmente. Dans la dernière colonne, l'effet estimé du programme est présenté cette fois en supposant un effet « quadratique » de l'IMSE sur la reprise d'une année scolaire. Dans ce cas, le programme est sans effet. Les valeurs prédites des reprises, illustrées au graphique A5, semblent toutefois peu compatibles avec la dispersion des données qui est affichée. En effet, le lien de linéarité qui unit les reprises à l'IMSE s'applique à la plupart des observations et seules quelques valeurs éloignées du seuil contribuent vraisemblablement à modifier ce lien. Par conséquent, en dépit de la valeur du critère de sélection *BIC* ($BIC = 9513,5$), l'hypothèse de cette régression concorde peu avec la réalité de la plupart des observations. Le résultat apparaît donc peu fiable⁴⁴.

Il est à noter que, contrairement à ce qui a été observé pour le recours à un plan d'intervention, le nombre d'établissements participants à la maternelle 4 ans à mi-temps n'a pas d'effet significatif sur la reprise d'une année scolaire au primaire. En revanche, le nombre d'élèves nés à l'extérieur du pays entraîne une hausse de 0,2 % du nombre de reprises (colonne A). Par ailleurs, chaque hausse de 1 % de la défavorisation économique des écoles accroît le nombre de reprises d'environ 2,33 % si l'hypothèse d'une corrélation nulle des facteurs explicatifs et du terme d'erreur est respectée.

Estimations non paramétriques

Les tableaux C3 et C4 montrent les résultats des régressions non paramétriques en ce qui concerne les déclarations de reprise d'une année scolaire. Dans chaque tableau, la plupart des colonnes indiquent que le programme entraîne une baisse des taux de reprise, et ce, à des seuils de confiance de 5 % à 10 % selon le modèle employé et les noyaux utilisés dans les régressions. À notre avis, ces résultats sont vraisemblablement erronés

⁴⁴ Les régressions par MCO ont également été produites pour la reprise d'un rang scolaire (tableaux B6 et B8) en substituant la valeur 0,2 aux valeurs nulles. Toutefois, les résultats obtenus sont peu fiables lorsqu'il s'agit d'évaluer la robustesse des estimations par l'approche RD-BN, compte tenu du nombre élevé de valeurs nulles impliquées. Ces tableaux ont donc été rejetés des analyses.

pour des raisons comparables à celles décrites dans l'analyse non paramétrique du recours à un plan d'intervention.

Ainsi, le nombre d'observations est de nouveau peu important près du seuil d'admissibilité et la méthode est surtout efficace avec un nombre élevé de données. De plus, seuls les taux de reprise sont analysés par la méthode non paramétrique et non les nombres de reprises, ce qui produit un effet nul de la taille des écoles sur la reprise d'une année scolaire et hausse, du coup, le risque d'erreur dans les estimations. Par ailleurs, le graphique A11 illustre bien les taux moyens de reprise nettement plus élevés qui sont observés pour les écoles qui participent au programme. Cette dispersion des taux réduit fortement la possibilité d'un effet négatif du programme, à moins que certains taux éloignés du nuage d'observations affectent significativement les estimations.

7.3 Analyse de robustesse des résultats paramétriques pour le recours à un plan d'intervention et la reprise d'une année scolaire

Bien que l'analyse de régression par discontinuité soit reconnue et robuste, elle n'est pas sans risque. Pour cette étude, une quantité importante de renseignements a été colligée, par exemple sur les autres mesures qui peuvent entraver l'évaluation des effets du programme EMPT. Compte tenu de ces renseignements, il est admis que l'évaluation des effets *nets* du programme, c'est-à-dire l'estimation des effets associés uniquement à celui-ci, s'avère irréalisable en raison de la maternelle 4 ans à mi-temps, de l'aide financière allouée par le Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal et du nombre conventionné d'élèves pour les écoles défavorisées. En effet, les conditions d'admissibilité à la maternelle 4 ans à mi-temps sont comparables à celles du programme EMPT. Les discontinuités avérées au seuil d'admissibilité au programme peuvent donc découler tant de celui-ci que d'effets tardifs de la maternelle 4 ans à mi-temps.

Une fois que les renseignements présentés dans cette étude sont pris en considération dans l'estimation des effets du programme EMPT, le risque d'associer à d'autres mesures la discontinuité des indicateurs du cheminement éducatif au seuil d'admissibilité à ce programme apparaît fortement réduit. Néanmoins, par souci de précaution, il est possible d'appliquer la méthode RD-BN uniquement aux écoles non participantes et de reproduire un seuil fictif d'admissibilité. Il est attendu que la variable du traitement sera sans effet sur les indicateurs du cheminement éducatif. Aux fins de cette analyse, le seuil fictif est fixé à la valeur médiane de l'IMSE pour le groupe des écoles non participantes. Une variable dichotomique désigne les écoles dont les valeurs de l'IMSE sont supérieures à ce seuil fictif. Les régressions RD-BN sont ensuite réalisées uniquement pour les observations des écoles non participantes. Un effet

significatif de la variable dichotomique indiquerait qu'une mesure non observée contribue à des changements dans les taux de RPI ou de reprise d'une année scolaire. Dans ce cas, il serait nécessaire de nuancer l'interprétation des effets estimés du programme EMPT sans toutefois rejeter d'emblée les résultats par rapport à ses effets *combinés et relatifs*.

Les tableaux D1 et D2 présentent les résultats de l'analyse de robustesse des taux de RPI et de reprise d'une année scolaire. La variable de la participation fictive à une mesure potentiellement inobservée est non significative dans le cas des régressions des taux de RPI, sauf pour la colonne B, à un seuil de 10 %. Elle l'est en ce qui concerne la reprise d'une année scolaire, mais uniquement pour des modèles (colonnes B et C) qui concordent peu avec la dispersion des reprises pour les écoles non participantes, une fois les valeurs extrêmes supprimées⁴⁵. Par conséquent, les estimations portant sur les *effets combinés et relatifs* du programme, présentées à la section précédente, ne recèlent aucune autre mesure et, du coup, peuvent être accueillies avec confiance.

7.4 Analyse complémentaire des résultats liés au recours à un plan d'intervention et à la reprise d'une année scolaire

Les sections 7.1 et 7.2 ont présenté en détail les résultats qui découlent directement des estimations économétriques. Les effets combinés et relatifs du programme EMPT ont notamment été présentés par des hausses des pourcentages de RPI et de reprise d'une année scolaire. Dans cette section, les effets estimés des programmes de soutien aux écoles défavorisées sont détaillés selon les nombres additionnels observés pour le RPI et la reprise d'une année scolaire ainsi que par le nombre d'élèves touchés par les différents programmes.

Dans le tableau 5 sont rapportés les calculs effectués et les résultats obtenus, ce qui permet d'apprécier autrement les effets du programme. La colonne A de ce tableau présente les estimations qui concernent les effets du programme sur les écoles dont les scores de défavorisation socioéconomique diffèrent légèrement du seuil d'admissibilité à celui-ci. La ligne 1 montre, à l'aide du modèle économétrique, le nombre estimé moyen de plans d'intervention pour les écoles participantes, soit 63. La ligne 2 présente l'estimation qui aurait été observée pour ces écoles si elles n'avaient pas reçu l'appui du programme. Le nombre d'écoles aurait alors été de 49. La différence entre les lignes 1 et 2 indique qu'en moyenne, 15 plans d'intervention supplémentaires sont réalisés grâce à une participation au programme EMPT (ligne 3). Ce résultat équivaut à 4 élèves

⁴⁵ L'anticipation d'un effet significatif de la variable de participation fictive est en soi légitime en raison de l'aide financière allouée par le Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal. Rappelons que cette aide est proportionnelle à la défavorisation socioéconomique de toutes les écoles montréalaises.

additionnels par école, en moyenne, qui bénéficient d'un plan d'intervention grâce au programme⁴⁶. Au total, 878 plans d'intervention s'ajoutent annuellement dans les écoles les moins défavorisées qui participent au programme (ligne 6), ce qui équivaut à un nombre estimé de 237 élèves (ligne 7).

Ces résultats sont toutefois peu représentatifs de l'ensemble des écoles participantes, puisqu'ils s'appuient de façon restrictive sur l'estimation de l'effet moyen *localisé* du programme. La colonne B présente donc les résultats obtenus en ce qui concerne l'ensemble des écoles participantes, dont les calculs reposent cette fois sur l'estimation de l'effet moyen du programme (EMP). La ligne 1 du tableau montre, à l'aide du modèle économétrique, une estimation de la valeur moyenne prédite du recours à un plan d'intervention pour les écoles participantes (valeur = 72). La ligne 2 présente la valeur observée dans le cas où les allocations financières du programme EMPT, de la maternelle 4 ans à mi-temps et du Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal n'auraient pas été versées aux écoles participantes. En d'autres mots, cette ligne montre le résultat contrefactuel des écoles participantes au programme EMPT (valeur = 66). La différence entre les lignes 1 et 2 équivaut aux effets moyens, *combinés* et *relatifs*, du programme sur le nombre de plans d'intervention. Ainsi, sept plans d'intervention supplémentaires en moyenne sont réalisés grâce à l'appui aux écoles défavorisées de l'île de Montréal (ligne 3). Le programme permet donc d'intervenir auprès de 2 élèves additionnels en moyenne par école ou de 301 élèves supplémentaires pour toutes les écoles participantes (ligne 7). Ce nombre équivaut à 2,6 % de tous les élèves qui bénéficient d'un plan d'intervention dans les écoles participantes de l'île de Montréal.

Les effets moyens du programme EMPT (EMLP et EMP) en ce qui concerne le nombre de reprises scolaires sont comparables une fois les résultats arrondis. En effet, tant au regard des estimations localisées que de l'ensemble des écoles participantes, ces résultats indiquent que le programme EMPT augmente de trois en moyenne le nombre de reprises scolaires ou d'élèves ayant redoublé (ligne 4)⁴⁷. La colonne D du tableau indique que 425 élèves ont été amenés à reprendre une année scolaire en raison des programmes de soutien (ligne 7). Ce nombre représente près de 27 % de tous les élèves qui reprennent annuellement une année scolaire dans les écoles participantes (ligne 9).

⁴⁶ Le nombre moyen de plans d'intervention par élève sur l'île de Montréal a été estimé à 3,7. Le calcul s'appuie sur la cohorte des élèves de l'île de Montréal ayant commencé la première année du primaire en 2009-2010. Ainsi, l'effet estimé sur les plans d'intervention est divisé par le nombre moyen de plans d'intervention par élève pour obtenir une estimation de l'effet du programme sur le nombre d'élèves.

⁴⁷ Il est présumé qu'un élève ne peut reprendre plus d'une fois une année scolaire au cours d'un cycle du primaire.

Tableau 5 – *Effets combinés et relatifs du programme EMPT sur les nombres de plans d'intervention et d'élèves sur une base annuelle*

	<u>Plan d'intervention</u>		<u>Reprise scolaire</u>	
	Local (a)	Toutes les écoles participantes (b)	Local (c)	Toutes les écoles participantes (d)
<i>Effet moyen du programme par école (EMP)</i>				
<i>Moyennes prédites par école</i>				
1. Nombre moyen (PI, DR)*, écoles participantes	63	72	8	11
2. Résultat contrefactuel écoles participantes	49	66	5	8
3. Effet moyen sur le nombre de Y (1-2)	15	7	3	3
3.1 Effet (%) des programmes	30,0%	10,4%	46,6%	32,4%
4. Effet moyen sur le nombre d'élèves avec PI ou DR	4	2	3	3
<i>Effet du programme sur le nombre de PI et d'élèves</i>				
5. Nombre d'écoles participantes	60	163	60	163
6. Effet sur le nombre de PI ou DR (3 x 5)	878	1114	151	425
7. Effet sur le nombre d'élèves (4 x 5)	237	301	151	425
<i>Importance relative de l'effet du programme</i>				
8. Total des élèves avec PI ou DR dans les écoles participantes	3 684	11 440	444	1 607
9. Importance relative (7 ÷ 8)	6,4%	2,6%	34,0%	26,4%

*PI : Plan d'intervention; DR : Déclaration de la reprise d'une année scolaire

8 Analyse coûts-avantages du programme EMPT

Le niveau d'instruction d'une population comporte des avantages sociaux et économiques qui ne sont plus à démontrer (Cattan et Crawford, 2013). Par conséquent, l'appui à la réussite éducative des élèves des milieux défavorisés est susceptible d'être profitable sur le plan socioéconomique si les programmes destinés à cette population sont soigneusement conçus. Une hausse des revenus et des rentrées fiscales, une réduction des coûts en matière de santé et de criminalité (Lochner et Moretti, 2004) ainsi qu'une baisse des dépenses publiques relatives à l'assistance sociale et au chômage sont quelques-uns des bénéfices anticipés de la réussite éducative.

Cette étude montre que le programme EMPT entraîne une hausse de la fréquence du recours à un plan d'intervention et de la reprise d'une année scolaire pour les écoles défavorisées participantes. S'il est présumé que ces deux mesures ont un effet bénéfique sur la réussite éducative, il peut donc être utile d'évaluer le rendement des crédits

budgétaires alloués aux écoles défavorisées. Pour y parvenir, il suffit d'évaluer d'un point de vue financier les avantages sociaux et économiques du programme et de les comparer aux coûts qui lui sont liés.

La première étape de l'analyse coûts-avantages (C-A) consiste à connaître l'effet du programme sur le nombre d'élèves touchés par un plan d'intervention ou la reprise d'une année scolaire. Il est présumé ensuite qu'un pourcentage de ces élèves accéderont à la diplomation. Par exemple, l'un des scénarios décrits plus loin prévoit que 90 % des élèves qui ont fait l'objet d'un plan d'intervention en raison du programme EMPT accéderont à la diplomation tout en évitant de quitter l'école sans diplôme ni qualification au secondaire. Le modèle suivant, dans lequel les équations sont présentées sous une forme implicite, résume cette partie de la démarche de l'analyse C-A :

$$PI : f\left(EMPT^+, X, U\right)$$

$$Diplomation : f\left(PI^{H+}, Z, V\right).$$

La variable $EMPT^+$ symbolise l'effet positif, maintenant connu, du programme sur le nombre de plans d'intervention (PI) dans les écoles. La seconde équation suppose que les plans d'intervention favorisent la diplomation chez les élèves (PI^{H+}). Enfin, X , Z , U et V sont des facteurs explicatifs observables et inobservables du recours à un plan d'intervention et de la diplomation. Les diplômés favorisés par le programme EMPT sont ensuite répartis dans chacun des programmes de formation qualifiante. Cette répartition est hypothétique et place notamment une majorité de diplômés dans les programmes menant à un diplôme d'études professionnelles (DEP)⁴⁸.

L'effet du programme EMPT, abordé par le nombre de diplômés additionnels, est par la suite inséré dans un modèle d'évaluation des coûts et des avantages de la scolarité au Québec. Ce modèle vise à évaluer, d'un point de vue comptable, les effets économiques, fiscaux et sociaux de la scolarité. Il consiste à réaliser des analyses coûts-avantages en utilisant la diplomation comme indicateur de transition dans l'évaluation des avantages socioéconomiques. Pour l'instant, le modèle se limite aux effets de la diplomation sur le revenu de travail, les rentrées fiscales ainsi que les coûts relatifs à la criminalité et à l'aide de dernier recours.

⁴⁸ Une analyse économétrique des effets des indicateurs du cheminement éducatif sur les choix de programme et la diplomation aurait contribué à l'analyse de la répartition, mais n'a pas été entreprise dans cette étude.

L'évaluation des effets sur le revenu de travail prévue par le modèle s'appuie sur l'approche contrefactuelle. Il s'agit donc d'estimer le revenu de travail des diplômés dans le cas où ils n'auraient pas obtenu leur diplôme. Dans ce modèle d'analyse C-A, il est présumé que le revenu contrefactuel des diplômés est celui qu'ils auraient reçu avec un diplôme requérant moins d'années de scolarité. Par exemple, le revenu contrefactuel des titulaires d'un baccalauréat correspond au revenu des titulaires d'un diplôme d'études collégiales techniques. De la même façon, celui des diplômés d'un programme de formation professionnelle est présumé équivalent au revenu associé au salaire minimum. Les données de l'enquête Relance du ministère de l'Éducation servent à cette évaluation de l'effet brut de la scolarité sur le revenu de travail⁴⁹. Au total, le modèle C-A consiste à évaluer l'effet de la scolarité sur le revenu de travail pour sept programmes conduisant au diplôme d'études professionnelles (DEP), à l'attestation de spécialisation professionnelle (ASP), au diplôme d'études collégiales techniques (DECT), à l'attestation d'études collégiales (AEC), au baccalauréat (BACC), à la maîtrise (MT) et au doctorat (DOC).

Le modèle C-A permet également d'ajuster le nombre de diplômés qui sont sur le marché du travail en fonction du taux d'emploi respectif d'un secteur de diplomation. Les rentrées fiscales pour les gouvernements provincial et fédéral sont évaluées aussi par l'approche contrefactuelle. Ces rentrées sont estimées au moyen de tables d'imposition moyennes, lesquelles sont disponibles pour les 20 dernières années. Le modèle vise aussi à calculer les coûts unitaires pour chacun des programmes de formation qualifiante, les coûts d'opportunité et ceux liés au matériel scolaire. Dans cette étude, les crédits budgétaires relatifs au programme EMPT et à la maternelle 4 ans à mi-temps ont été ajoutés à l'analyse C-A du programme EMPT.

Le tableau 6 montre une analyse C-A au moyen de l'effet estimé d'une hausse de 10,4 % du programme EMPT rapporté à la colonne A du tableau B3 et détaillé à la colonne B du tableau 5. Ces calculs font partie de la première étape de l'évaluation des coûts et des avantages relatifs aux effets *combinés et relatifs* du programme. Cette analyse établit deux scénarios concernant les répercussions sur les élèves, au nombre de 301, ayant bénéficié d'un plan d'intervention grâce aux programmes d'aide financière destinés aux écoles défavorisées. Le premier présume que 90 % de ces élèves seront diplômés de l'un ou l'autre des programmes de formation qualifiante offerts au Québec. Parmi eux, 200 obtiendront un diplôme d'études professionnelles, 50, un diplôme d'études collégiales techniques et 21, un baccalauréat. La colonne A du tableau 6 montre

⁴⁹ Cette approche est, bien entendu, une estimation erronée de l'incidence de la scolarité sur le revenu de travail. Les données de l'enquête Relance ne sont pas jumelées aux données administratives du Ministère, ce qui exclut le suivi longitudinal des individus et les analyses économétriques pertinentes pour une estimation de l'effet de la scolarité sur le revenu de travail.

les répercussions de cette diplomation sur le revenu de travail des diplômés durant toute leur vie active sur le marché de l'emploi. Les bénéfices se chiffrent à 101,3 millions de dollars une fois pris en considération l'impôt et les coûts de la scolarité. Ce montant indique la valeur ajoutée au PIB québécois pour les 40 prochaines années grâce à l'appui des programmes réservés aux écoles défavorisées de la région montréalaise.

Du point de vue des finances publiques, le rendement est par contre « déficitaire » pour le gouvernement du Québec. Les coûts relatifs aux programmes d'aide aux écoles défavorisées (69,0 millions de dollars) et aux programmes de formation (5,1 millions de dollars) excèdent les recettes fiscales prévues (18,6 millions de dollars). Ainsi, pour chaque dollar alloué aux écoles défavorisées et aux dépenses subséquentes pour la formation des diplômés, 0,23 \$ est ajouté aux coffres publics. Toutefois, cette dépense du gouvernement s'avère bénéfique sur le plan collectif et constitue malgré tout un investissement économique et social profitable pour la collectivité. En effet, les bénéfices économiques, compte tenu de leur ampleur, supplantent les déficits fiscaux d'un montant équivalent à 39,6 millions de dollars (colonne C).

Tableau 6 – *Analyse coûts-avantages du programme EMPT et des programmes connexes de soutien aux écoles défavorisées de la région montréalaise*

Taux de diplomation des élèves du programme EMPT	90%			30%		
	Ind.	Gouv.Q	Total	Ind.	Gouv.Q	Total
	(A)	(B)	(C)	(D)	(E)	(F)
Bénéfices						
Revenu (PIB)	146,2 \$	n.a.	146,2 \$	48,3 \$	n.a.	48,3 \$
Transferts						
Impôt provincial	-18,6 \$	18,6 \$	0,0 \$	-6,2 \$	6,2 \$	0,0 \$
Impôt fédéral	-15,2 \$	n.a.		-5,1 \$	n.a.	
Coûts						
Coût de programme	n.a.	5,1 \$	5,1 \$	n.a.	1,7 \$	1,7 \$
Coût d'opportunité	11 \$	n.a.	11 \$	1 \$	n.a.	1 \$
Matériels scolaires	0,21 \$	n.a.	0,21 \$	0,07 \$	n.a.	0,07 \$
Coûts des programmes d'aide						
EMPT (coût sur six années)	n.a.	69,0 \$	69,0 \$	n.a.	69,0 \$	69,0 \$
Maternelle 4 ans demi-temp	n.a.	6 \$	6 \$	n.a.	6 \$	6 \$
<i>Total</i>	<i>11,1 \$</i>	<i>80,3 \$</i>	<i>91 \$</i>	<i>1,1 \$</i>	<i>76,9 \$</i>	<i>78 \$</i>
Bénéfices nets						
Absolues	101,3 \$	-61,7 \$	39,6 \$	35,9 \$	-70,7 \$	-34,8 \$
Relatif	3,25 \$	0,23 \$	1,60 \$	3,91 \$	0,08 \$	0,62 \$

Rappelons que cette analyse ne prend pas en considération les bénéfices financiers associés aux réductions des dépenses en matière de santé, de criminalité et d'assistance sociale, lesquelles sont jugées importantes dans les analyses C-A de la scolarité. Par conséquent, l'ajout des avantages sociaux sur le plan financier hausserait probablement davantage le rendement collectif des programmes de soutien aux écoles défavorisées.

Les colonnes D à F du tableau présentent le rendement observé pour ce qui est de l'appui financier aux écoles défavorisées si seulement 30 % des élèves touchés par le programme EMPT évitent le décrochage scolaire au profit d'une diplomation. Dans ce cas, le programme reste rentable pour les diplômés (35,9 millions de dollars). En revanche, il ne l'est plus d'un point de vue collectif, puisque les coûts liés aux différents programmes sont plus importants que la somme des gains économiques et fiscaux, qui excluent les gains sociaux non moins importants.

9 Conclusion

Le cheminement éducatif des élèves de milieux défavorisés est une préoccupation importante des gouvernements, au Québec comme ailleurs. Pour appuyer ce cheminement, des programmes visant à répondre aux besoins spécifiques des écoles de milieux défavorisés sont créés. Le programme *Une école montréalaise pour tous* représente l'une des mesures d'appui offertes.

Cette étude a porté sur une analyse des effets du programme EMPT au regard de deux indicateurs du cheminement éducatif, soit les taux de recours à un plan d'intervention et de reprise d'une année scolaire. Une analyse descriptive a montré que les écoles participantes au programme présentent des taux de recours à un plan d'intervention et de reprise d'une année scolaire plus élevés en moyenne que les écoles inadmissibles. Cet écart n'est pas surprenant dans la mesure où la défavorisation socioéconomique, un facteur nuisible à la réussite éducative, est naturellement plus élevée dans le groupe des écoles participantes. Par conséquent, un plus grand nombre d'élèves ont besoin de mesures « adaptées », comme le recours à un plan d'intervention ou, hypothétiquement, la reprise d'une année scolaire, pour poursuivre leur cheminement éducatif de façon adéquate et atteindre la réussite éducative. Dans ce contexte, il était légitime de s'interroger sur les effets du programme EMPT pour ce qui est de contribuer au cheminement éducatif des élèves par l'entremise du recours à un plan d'intervention ou de la reprise d'une année scolaire.

L'évaluation des effets du programme EMPT s'est appuyée sur la méthode de régression par discontinuité, une approche reconnue et robuste dans l'évaluation des effets des programmes publics. Le recours à cette méthode a été rendu possible grâce aux modalités d'admission au programme. Celui-ci prévoit en effet une aide financière

pour les écoles si leur statut de défavorisation économique, déterminé par l'indice de milieu socioéconomique et le seuil de faible revenu, est supérieur au septième décile de ces indicateurs. Cette condition distingue les participants des non-participants au programme uniquement par leur statut de défavorisation. Ainsi, comme l'effet de ce facteur sur la réussite éducative est neutralisé, les écarts entre les indicateurs du cheminement éducatif dans les écoles participantes et non participantes peuvent être associés correctement aux effets du programme EMPT.

Les effets moyens du programme sont cependant *combinés* et *relatifs* à trois autres programmes ou mesures de soutien aux écoles défavorisées de l'île de Montréal, soit la maternelle 4 ans à mi-temps, l'aide financière accordée par le Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal et le nombre conventionné d'élèves par classe pour les écoles défavorisées. Les deux premières mesures offrent un soutien aux écoles défavorisées en fonction de modalités comparables à celles du programme EMPT (effets combinés), tandis que la troisième permet d'accorder des sommes à toutes les écoles de la région montréalaise en fonction de leur statut de défavorisation économique (effets relatifs). Les effets *combinés* et *relatifs* du programme EMPT sont susceptibles de se rapprocher de ses effets nets si, d'une part, les estimations sont situées près du seuil d'admissibilité au programme et si, d'autre part, les effets des autres mesures d'aide sont peu importants compte tenu du nombre limité d'écoles participantes à ces mesures. Par ailleurs, les effets moyens du programme EMPT évalués dans cette étude doivent être considérés comme une limite inférieure de ses effets globaux en raison d'indicateurs restreints du cheminement éducatif disponibles pour cette étude.

Selon les résultats des estimations, le programme EMPT fait passer de 10,4 % à 30,0 % en moyenne le taux de recours à un plan d'intervention dans les établissements scolaires et de 32,4 % à 46,6 % environ le taux de reprise d'une année scolaire⁵⁰. Les différences dans les pourcentages sont expliquées par le type d'effets estimés. Les plus faibles taux (10,4 % et 32,4 %) sont associés aux effets moyens du programme sur toutes les écoles participantes (EMP), tandis que les plus élevés (30,0 % et 46,6 %) indiquent les effets produits sur les écoles dont le statut de défavorisation s'approche du seuil d'admissibilité au programme (EMLP).

De plus, cette étude a montré une importance relative plutôt modeste des effets du programme. En effet, un peu moins de 3 % de tous les élèves ayant fait l'objet d'un plan d'intervention dans les écoles admissibles au programme ont pu bénéficier de ce soutien grâce à celui-ci. Le pourcentage atteint 26 % en ce qui concerne la reprise d'une année scolaire. En dépit du nombre plus ou moins élevé d'élèves touchés, une analyse coûts-avantages a permis de constater que le programme est rentable sur le plan collectif en

présumant que, sans l'appui des différents programmes durant leur séjour au primaire, les élèves auraient quitté l'école au cours du secondaire. Dans le meilleur des cas, l'analyse C-A établit à 39,6 millions de dollars le total des bénéfices nets enregistrés, pour la collectivité québécoise, au cours de la vie active des diplômés ayant été favorisés par l'aide financière accordée aux écoles défavorisées de l'île de Montréal.

Bibliographie

Angrist, J., et V. Lavy (1999). Using Maimonides' Rule to Estimate the Effect of Class Size on Scholastic Achievement. *The Quarterly Journal of Economics*, mai 1999, 533-574.

Battistin, E., et E. Rettore (2003). Another Look at the Regression Discontinuity Design. *Cahier de recherche*, Institut des études fiscales de Londres et Université de Padova. DOI : 10.1920/wp.cem.2003.0103.

Baird, S., F. H. G. Ferreira, B. Özler et M. Woolcock (2013). Relative Effectiveness of Conditional and Unconditional Cash Transfers for Schooling Outcomes in Developing Countries: A Systematic Review. *Campbell Systematic Reviews*, 8. DOI : 10.4073/csr.2013.8.

Bénabou, R., F. Kramarz et C. Prost (2009). The French Zones d'Éducation Prioritaire: Much Ado about Nothing? *Economics of Education Review*, 28, 345-356.

Cameron, C., et P. Trivedi (2013) Regression Analysis of Count Data (2^e édition). Royaume-Uni : Cambridge University Press.

Card, D., et A. Payne (2002). School Finance Reform, the Distribution of School Spending, and the Distribution of Student Test Scores. *Journal of Public Economics*, 83(1), 49-82. Repéré à : <http://davidcard.berkeley.edu/papers/school-finance-reform.pdf>.

Cattan, S., et C. Crawford (2013). Assessing the Economic Benefits of Education: Reconciling Microeconomic and Macroeconomic Approaches. *CAYT Report*, 4. Repéré à : <https://www.ifs.org.uk/caytpubs/caytreport04.pdf>.

Cellini, S.R. (2012). For-Profit Higher Education : An Assessment of Cost and Benefits. *National Tax Journal*, 65 (1), 153-180.

Chakraborty, K., et J. Poggio (2008). Efficiency and Equity in School Funding: A Case Study for Kansas. *International Advances in Economic Research*, 14(2), 228-241.

Chantha, K. V. (2002). *Le programme de soutien à l'école montréalaise : une première analyse de la situation démographique, de la mobilité des élèves et de leur cheminement scolaire. Rapport final*. Québec : Ministère de l'Éducation.

Chay, K., P.J. McEwan et Miguel Urquiola (2005). The Central Role of Noise in Evaluating Interventions That Use Test Scores to Rank Schools. *American Economic Review*, Vol. 95, no. 4, pp. 1237-1258.

Cheng, Y. A. (2016). *Regression Discontinuity Designs with Multiple Assignment Variables* (Économie, University of California, Californie). Repéré à : https://www.econ.berkeley.edu/sites/default/files/EconHonorsThesis_YizhuangAldenCheng.pdf.

⁵⁰ Ces chiffres témoignent d'une augmentation relative des indicateurs.

Conroy, S., et N. Arguea (2008). An Estimation of Technical Efficiency for Florida Public Elementary Schools. *Economics of Education Review*, 27(6), 655-663. Repéré à : <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2007.08.002>.

Comité de gestion de la taxe scolaire de l'île de Montréal (2016). *Classification des écoles primaires et classification des écoles secondaires selon leur indice de défavorisation*. Repéré à : <http://www.cgtsim.qc.ca/fr/documents-site-web/296-classification-primaire-secondaire-fev2017/file>.

Comité sur le bilan et l'analyse contextuelle en lien avec le Programme de soutien à l'école montréalaise (2011). *Bilan et analyse contextuelle en lien avec le Programme de soutien à l'école montréalaise*.

De Haan, M. (2012). The Effect of Additional Funds for Low-Ability Pupils: A Non-Parametric Bounds Analysis. *The Economic Journal*, 127(599), 177-198. DOI : 10.1111/econj.12221.

Downes, T., et T. Pogue (1994). Adjusting School Aid Formulas for the Higher Cost of Educating Disadvantaged Students. *National Tax Journal*, 47(1), 89-110. Repéré à : <http://www.ntanet.org/NTJ/47/1/ntj-v47n01p89-110-adjusting-school-aid-formulas.pdf?v=%CE%B1>.

Duncombe, W. et J. Yinger (1998). School Finance Reform : aid formulas and Equity Objectives. *National Tax Journal*, Vol. 51, no 2, pp. 2239-62.

Duncombe, W., et J. Yinger. (2005). How Much More Does a Disadvantaged Student Cost? *Economics of Education Review*, 24(5), 513-532. DOI : 10.1016/j.econedurev.2004.07.015.

Gibbons, S., et S. McNally. (2013). Does School Spending Matter? *CentrePiece, Autumn 2013*, 18-21. Repéré à : <http://cep.lse.ac.uk/pubs/download/cp404.pdf>.

Green, W. H. (2002). *Econometric Analysis* (7^e édition). New Jersey : Prentice-Hall.

Guryan, J. (2001). Does Money Matter? Regression-Discontinuity Estimates from Education Finance Reform in Massachusetts. *NBER, Working Paper 8269*. DOI : 10.3386/w8269.

Haerlrmans, C., et J. Ruggiero (2013). Estimating Technical and Allocative Efficiency in the Public Sector: A Nonparametric Analysis of Dutch Schools. *European Journal of Operational Research*, 227(1), 174-181. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.12.004>.

Haegeland, T., O. Raaum et K. G. Salvenes (2012). Pennies from Heaven ? Using exogenous tax variation to identify effects of school resources on pupil achievement. *Economics of Education Review*. Vol 31, no 5, pp 601-614.

Hahn, J., P. Todd et W. Van Der Klaauw (2001). Identification and Estimation of Treatment Effects with a Regression-Discontinuity Design. *Econometrica*, 69(1), 201-209. Repéré à : <http://www.jstor.org/stable/2692190>.

Hanushek, E. A. (2002). Evidence, Politics, and the Class Size Debate. Dans L. Mishel et R. Rosthstein (dir.), *The Class Size Debate* (37-65). Washington, DC : Economic Policy Institute.

Heckman, J. et F. Cunha (2010). Investing in Our Young People. *National Bureau of Economic Research*, w.p. 16201. DOI 10.3386/w16201.

Heckman, J., et V. Hotz (1989). Choosing Among Alternative Nonexperimental Methods for Estimating the Impact of Social Programs: The Case of Manpower Training. *Journal of the American Statistical Association*, 84(408), 862-874. DOI : 10.2307/2290059.

Heckman, J., et J. Smith. (1996). Experimental and Non Experimental Evaluation. Dans *International Handbook of labour Market Policy and Evaluation*.

Heckman, J., J. Tobias et E. Vytlacil (2001). Four Parameters of Interest in the Evaluation of Social Programs. *Southern Economic Journal*, 68(2), 210-223. DOI : 10.2307/1061591.

Helal, M. (2012). School Resources, Autonomy and Student Achievement: Evidence from a Regression Discontinuity Design. *Melbourne Institute of Applied Economic and Social Research*. Repéré à : <http://www.sole-jole.org/13470.pdf>.

Holland, P. W. (1986). Statistic and Causal Inference. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 945-960. DOI : 10.2307/2289064.

Hoxby, C. (2001). All School Finance Equalizations are Not Created Equal. *Journal of Economics*, 116(4), 1189–1231. Repéré à : <https://doi.org/10.1162/003355301753265552>.

Imbens, G., et T. Lemieux (2008). Regression Discontinuity Designs: A Guide to Practice. *Journal of econometrics*, 142(2), 615-635. DOI : 10.3386/w13039.

Imbens, G., et J. Wooldridge (2009). Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation. *Journal of Economic Literature*, 47(1), 5-86. DOI : 10.1257/jel.47.1.5.

Jacob, B., et L. Lefgren (2007). The Effect of Grade Retention on High School Completion. *Economic Journal*, 1(3), 33-58. DOI : 10.3386/w13514.

Krueger, A. (2003). Economic Considerations and Class Size. *Economic Journal, Royal Economic Society*, 113(485), F34-F63. DOI : 10.3386/w8875.

Lacroix, G., et G. Santarossa (2015). *Avis technique sur l'évaluation économique de l'efficience budgétaire des commissions scolaires*. Québec : Université Laval et ministère de l'Éducation.

Lee, D., et T. Lemieux (2009). Regression Discontinuity Design in Economics. *Journal of Economic Literature*, 48, 281–355. Repéré à : <https://www.princeton.edu/~davidlee/wp/RDDEconomics.pdf>.

Lee, M. (2005). *Micro-Econometrics for Policy, Program, and Treatment Effects. Advanced Texts in Econometrics*. Royaume-Uni : Oxford University Press.

Leuven, E., M. Lindahl, H. Oosterbeek et D. Webbink (2004). The Effect of Extra Funding for Disadvantaged Pupils on Achievement. *The Review of Economics and Statistics*, 89(4), 721-736. Repéré à : <https://doi.org/10.1162/rest.89.4.721>.

Lochner, L., et E. Moretti (2004). The Effect of Education on Crime: Evidence from Prison Inmates, Arrests, and Self-Report. *American Economic Review*, 94(1), 155-189. DOI : 10.3386/w8605.

Ludwig, J., et D. Miller (2007). Does Head Start Improve Children's Life Chances? Evidence from a Regression Discontinuity Design. *The Quarterly Journal of Economics*, 122(1), 159-208. DOI : 10.3386/w11702.

Machin, S., S. McNally et C. Meghir (2004). Improving Pupil Performance in English Secondary Schools: Excellence in Cities. *Journal of the European Economic Association*, 2(2-3), 396-405. DOI : 10.1162/154247604323068087.

Manacorda, M. (2012). The Cost of Grade Retention. *Review of Economics and Statistics*, 94(2), 596-606. Repéré à : https://doi.org/10.1162/REST_a_00165.

Manning, M., R. Hamel et C. Smith (2006). Economic Evaluation of a Community Based Early Intervention Program Implemented in a Disadvantaged Urban Area of

Queensland. *Economic Analysis and Policy*, 36(1-2), 99-119. Repéré à : [https://doi.org/10.1016/S0313-5926\(06\)50006-2](https://doi.org/10.1016/S0313-5926(06)50006-2).

McCoy A., et A. Reynolds (1999). Grade Retention and School Performance: An Extended Investigation. *Journal of School Psychology*, 37(3), 273-298. Repéré à : [https://doi.org/10.1016/S0022-4405\(99\)00012-6](https://doi.org/10.1016/S0022-4405(99)00012-6).

Meyer B. (1994). Natural and Quasi-Experiments in economics. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(2), 151-161. DOI : 10.2307/1392369.

Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur (2004). *Le plan d'intervention... au service de la réussite éducative de l'élève : cadre de référence pour l'établissement des plans d'intervention* (publication n° 2004-03-00557). Repéré à : http://www.education.gouv.qc.ca/fileadmin/site_web/documents/dpse/adaptation_serv_comp/19-7053.pdf.

Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur (2018). Règles budgétaires amendées pour l'année scolaire 2017-2018; commissions scolaires, fonctionnement. Repéré à :

http://www.education.gouv.qc.ca/fileadmin/site_web/documents/PSG/ress_financieres/rb/RB_Fonctionnement_Commissions-scolaires_17-18.pdf.

Moffitt, R. (1991). Program Evaluation With Nonexperimental Data. *Evaluation Review*, 15(3), 291-314.

Ooghe, E. (2011). *The Impact of "Equal Educational Opportunity" Funds: A Regression Discontinuity Design*. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1833251>.

Ouellette, P., et V. Vierstraete (2005). An Evaluation of the Efficiency of Quebec's School Boards Using the Data Envelopment Analysis Method. *Applied Economics*, 37(14), 1643-1653. Repéré à : <https://doi.org/10.1080/00036840500173247>.

Papke, L. (2005). The Effects of Spending on Test Pass Rates: Evidence from Michigan. *Journal of Public Economics*, 89(5-6), 821-839. Repéré à : <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2004.05.008>.

Pettersson-Lidbom, P. (2008). Do Parties matter for Economic Outcomes? A Regression-Discontinuity Approach. *Journal of the European Economic Association*, 6(5) 1037-1056. Repéré à : <http://www.jstor.org/stable/40283092>.

Quandt, R. (1958). The Estimation of the Parameters of a Linear Regression System Obeying Two Separate Regimes. *Journal of the American Statistical Association*, 53(284), 873-880. DOI : 10.2307/2281957.

Quandt, R. (1972). A New Approach to Estimating Switching Regressions. *Journal of the American Statistical Association*, 67(338), 306-310. DOI : 10.2307/2284373.

Rubin, D. (1974). Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies. *Journal of Educational Psychology*, 66(5), 688-701. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1037/h0037350>.

Shah, A. (2006). A Practitioner's Guide to Intergovernmental Fiscal Transfers. *Cahier de recherche n° 4039*. Washington, DC : World Bank. Repéré à : <http://documents.worldbank.org/curated/en/216941468339553694/pdf/wps4039.pdf>.

Smith, W. (2014). Estimating Unbiased Treatment Effects in Education Using a Regression Discontinuity Design. *Practical Assessment Research & Evaluation*, 19(9). Repéré à : <http://pareonline.net/getvn.asp?v=19&n=9>.

Steele, F., A. Vignoles et A. Jenkins (2007). The Effect of School Resources on Pupil Attainment: A Multilevel Simultaneous Equation Modelling Approach. *Journal of the Royal Statistical Society*, 170(3), 801-824. DOI : 10.1111/j.1467-985X.2007.00476.x.

Todd, P. (2007). Evaluating Social Programs with Endogenous Program Placement and Selection of the Treated. *Handbook of Development Economics*, 4(5), 3847-3894. DOI : 10.1016/S1573-4471(07)04060-0.

Todd, P., et K. Wolpin (2003). On the Specification and Estimation of the Production Function for Cognitive Achievement. *The Economic Journal*, 113(485), 3-33. DOI : 10.1111/1468-0297.00097.

Van der Klaauw, W. (2008). Breaking the Link between Poverty and Low Student Achievement: An Evaluation of Title I. *Journal of Econometrics*, 142(2), 731-756. Repéré à : <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2007.05.007>.

Ward, M. (2006). *The Effects of E-Rate Internet Subsidies in Education*. Arlington : University of Texas. DOI : 10.2139/ssrn.940092.

Wong, V., P. Steiner et T. Cook (2013). Analyzing Regression-Discontinuity Designs with Multiple Assignment Variables: A Comparative Study of Four Estimation Methods. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 38(2), 107-141. DOI : 10.3102/1076998611432172.

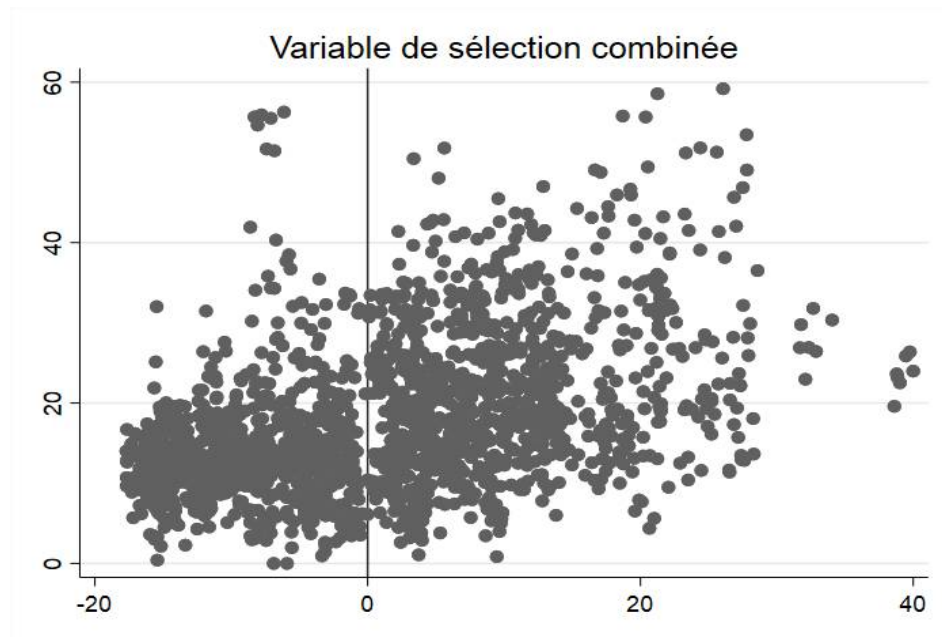
Wu, W., G. Stephen et J. Hughes (2010). Effect of Grade Retention in First Grade on Psychological Outcomes. *Journal of Educational Psychology*, 102(1), 135-152. DOI : 10.1037/a0016664.

Yinger, J (2004). *Helping Children Left Behind : State Aid and the Pursuit of Educational Equity*. *The MIT Press*. ISBN : 9780262286534.

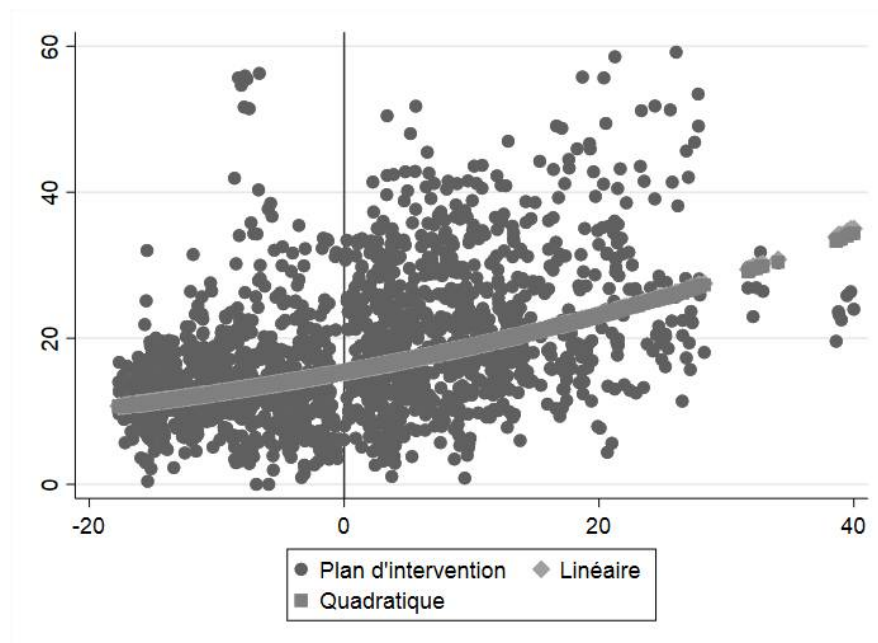
Annexe

A. Analyse graphique

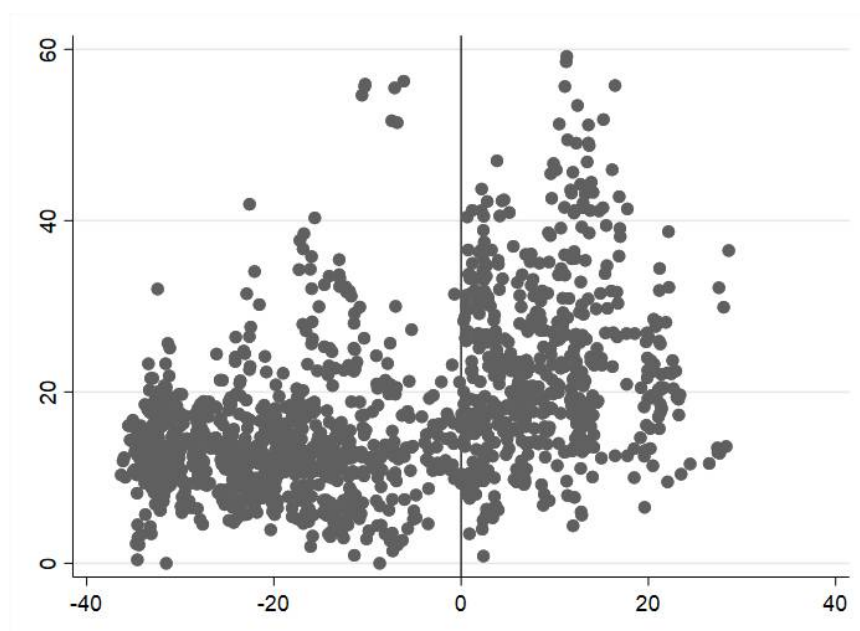
Graphique A1 – Taux (%) de recours à un plan d'intervention pour les écoles montréalaises, de 2009-2010 à 2014-2015, indicateurs d'admissibilité combinés



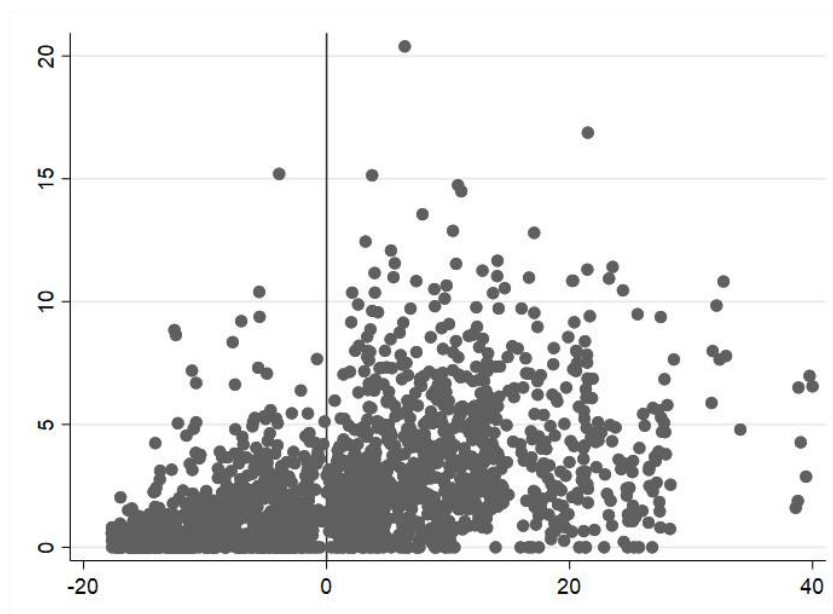
Graphique A2 – Taux (%) de recours à un plan d'intervention pour les écoles montréalaises, de 2009-2010 à 2014-2015, indicateur d'admissibilité : IMSE



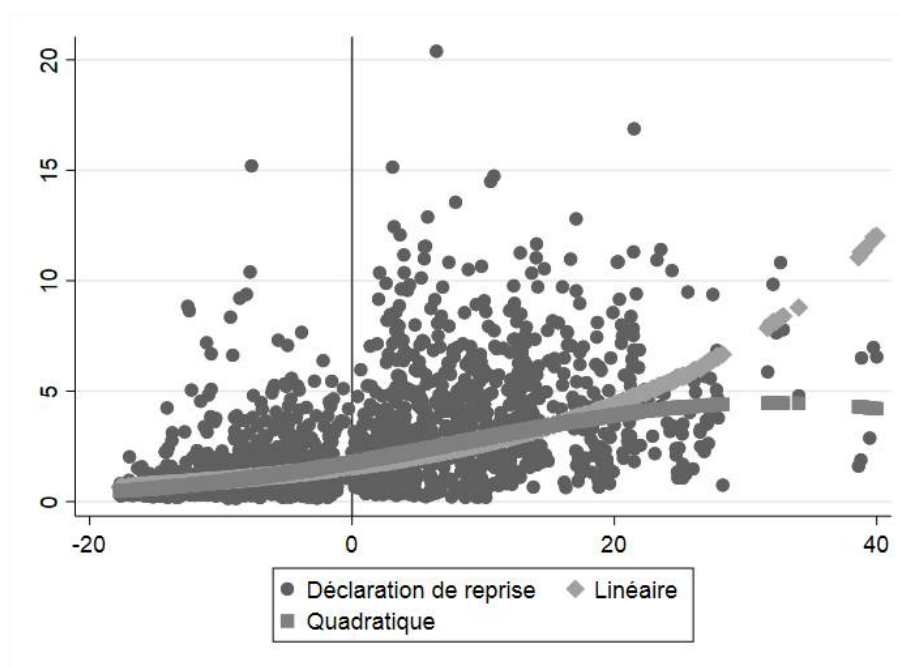
Graphique A3 – *Taux (%) de recours à un plan d'intervention pour les écoles montréalaises, de 2009-2010 à 2014-2015, indicateur d'admissibilité : SFR*



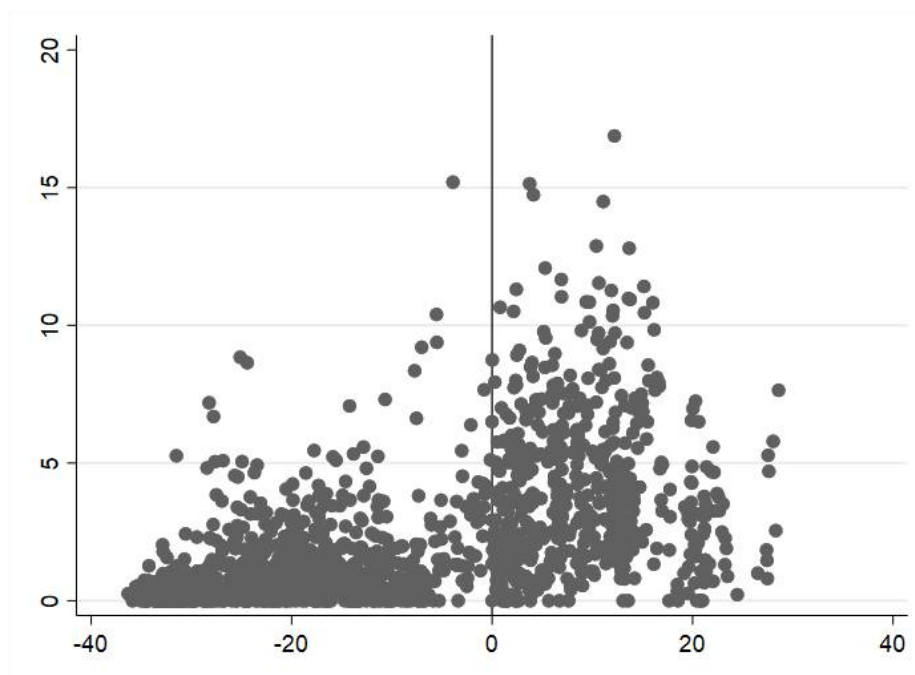
Graphique A4 – *Taux (%) de reprise d'une année scolaire pour les écoles montréalaises, de 2009-2010 à 2014-2015, indicateurs d'admissibilité combinés*



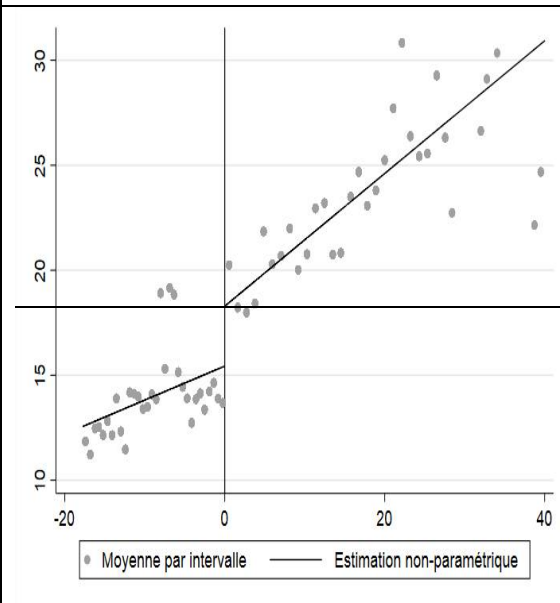
Graphique A5 – Taux (%) de reprise d’une année scolaire pour les écoles montréalaises, de 2009-2010 à 2014-2015, indicateur d’admissibilité : IMSE



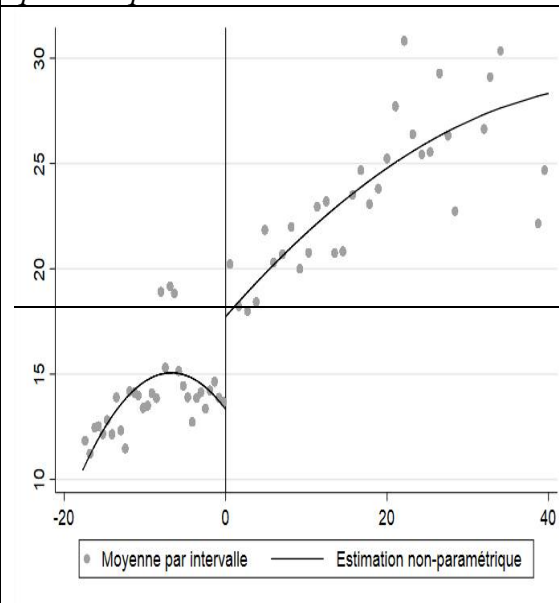
Graphique A6 – Taux (%) de reprise d’une année scolaire pour les écoles montréalaises, de 2009-2010 à 2014-2015, indicateur d’admissibilité : SFR



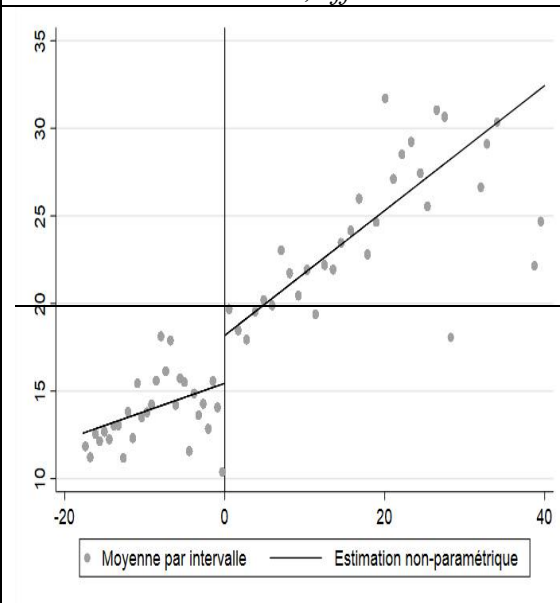
Graphique A7 - Taux moyen (%) de recours à un plan d'intervention par regroupement optimal d'écoles, indicateurs d'admissibilité combinés, effet linéaire



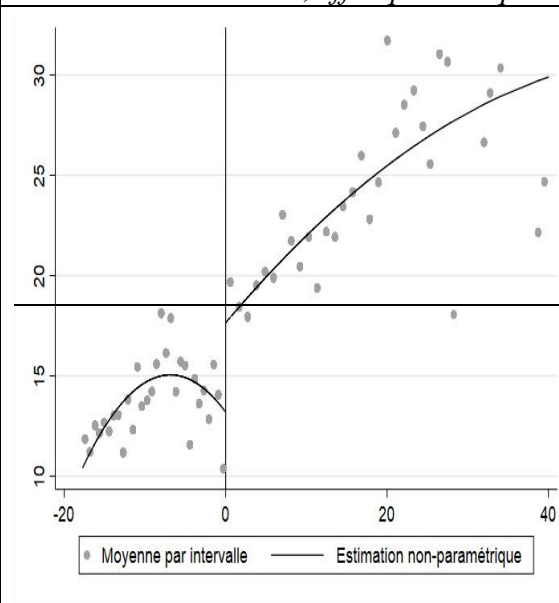
Graphique A8 - Taux moyen (%) de recours à un plan d'intervention par regroupement optimal d'écoles, indicateurs d'admissibilité combinés, effet quadratique



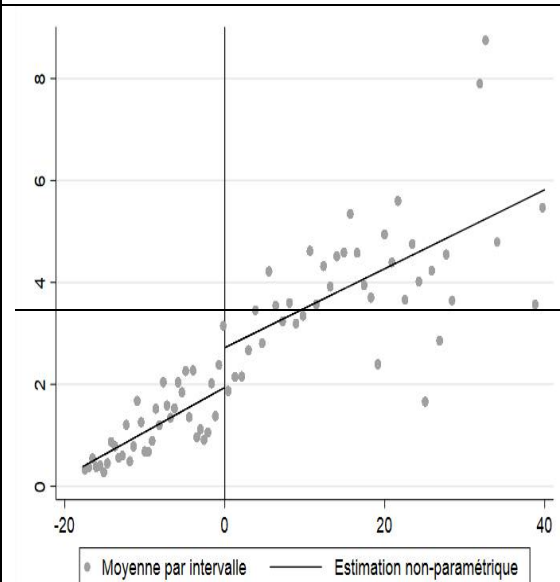
Graphique A9 - Taux moyen (%) de recours à un plan d'intervention par regroupement optimal d'écoles, indicateur d'admissibilité : IMSE, effet linéaire



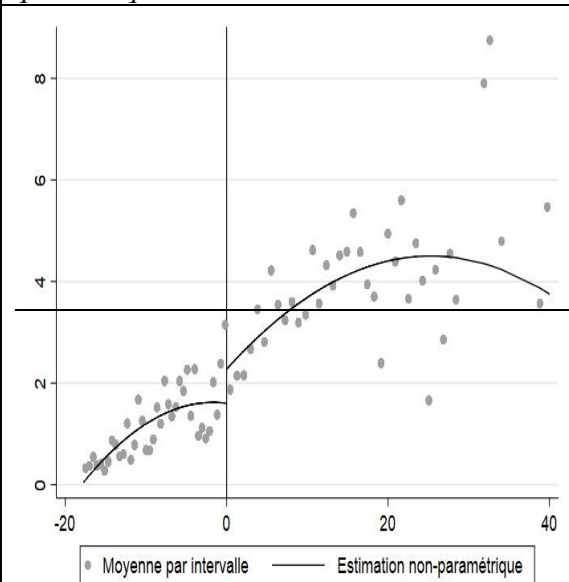
Graphique A10 - Taux moyen (%) de recours à un plan d'intervention par regroupement optimal d'écoles, indicateur d'admissibilité : IMSE, effet quadratique



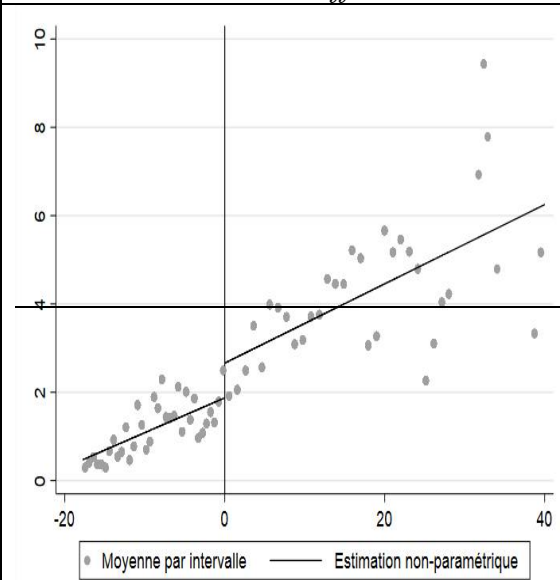
Graphique A11 – Taux moyen (%) de reprise d'une année scolaire par regroupement optimal d'écoles, indicateurs d'admissibilité combinés, effet linéaire



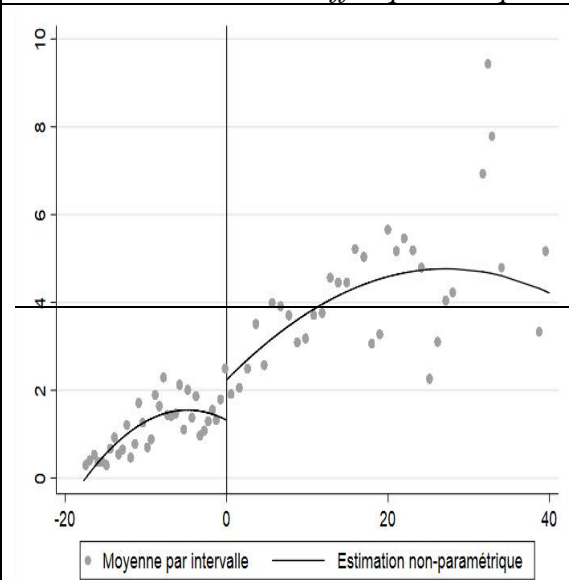
Graphique A12 – Taux moyen (%) de reprise d'une année scolaire par regroupement optimal d'écoles, indicateurs d'admissibilité combinés, effet quadratique



Graphique A13 – Taux moyen (%) de reprise d'une année scolaire par regroupement optimal d'écoles, indicateur d'admissibilité : IMSE, effet linéaire



Graphique A14 – Taux moyen (%) de reprise d'une année scolaire par regroupement optimal d'écoles, indicateur d'admissibilité : IMSE, effet quadratique



B. Analyse des résultats paramétriques

Tableau B1 – Résultats des estimations paramétriques, régression locale (écart = 5) par RD-BN, variable dépendante : nombre de plans d'intervention, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	z	Coeff.	z	Coeff.	z
EMPT	0,262	2,764	0,805	1,405	0,244	2,456
Variable de sélection	-0,019	-1,183	0,000	-0,015	0,079	0,709
Variable de sélection au carré					-0,002	-0,902
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			-0,029	-0,934		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participants à la maternelle 4 ans	0,002	4,785	0,002	4,799	0,002	4,191
Nombre d'immigrants	0,000	1,066	0,000	1,084	0,000	1,541
LOG Nombre d'élèves	0,588	8,581	0,589	8,593	0,590	8,181
Constante	0,747	1,452	0,441	0,687	-0,197	-0,161
BIC	5186,19		5191,72		5191,81	
Observation	544		544		544	

Tableau B2 – Résultats des estimations paramétriques, régression locale (écart = 5), MCO, variable dépendante : taux de recours à un plan d'intervention, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	t	Coeff.	t	Coeff.	t
EMPT	0,331	2,919	2,305	1,190	0,337	2,977
Variable de sélection	-0,548	-1,522	-0,232	-0,444	6,176	0,971
Variable de sélection au carré					-1,147	-1,065
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			-0,669	-1,007		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participants à la maternelle 4 ans	0,088	3,064	0,087	3,027	0,087	3,008
Nombre d'immigrants	0,099	3,063	0,099	3,060	0,100	3,070
LOG Nombre d'élèves	0,584	7,439	0,586	7,431	0,586	7,429
Constante	1,269	1,068	0,381	0,237	-8,566	-0,907
Observation	544		544		544	

Tableau B3 – Résultats des estimations paramétriques, régression globale par RD-BN, variable dépendante : nombre de plans d'intervention, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	z	Coeff.	z	Coeff.	z
EMPT	0,099	2,566	0,231	3,310	0,056	1,253
Variable de sélection	0,013	6,828	0,019	5,232	0,023	5,176
Variable de sélection au carré					0,000	-2,707
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			-0,009	-2,094		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participants à la maternelle 4 ans	0,000	3,069	0,001	3,588	0,001	3,678
Nombre d'immigrants	0,000	-0,155	0,000	-0,130	0,000	-0,054
LOG Nombre d'élèves	0,670	15,904	0,665	15,720	0,665	15,761
Constante	-0,110	-0,441	-0,159	-0,635	-0,182	-0,726
BIC	16491,96		16495,76		16494,69	
Observation	1763		1763		1763	

Tableau B4 – Résultats des estimations paramétriques, régression globale par MCO, variable dépendante : taux de recours à un plan d'intervention, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2014-2015

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	t	Coeff.	t	Coeff.	t
EMPT	0,138	3,073	-0,572	-2,568	0,087	1,763
Variable de sélection	0,100	3,129	0,066	1,982	-0,169	-1,927
Variable de sélection au carré					0,062	3,104
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			0,230	3,223		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participants à la maternelle 4 ans	0,081	6,118	0,067	4,842	0,068	4,928
Nombre d'immigrants	0,059	3,218	0,058	3,191	0,061	3,306
LOG Nombre d'élèves	0,608	14,546	0,622	14,725	0,618	14,701
Constante	-0,420	-1,818	-0,389	-1,699	-0,184	-0,786
Observation	1728		1728		1728	

Tableau B5 – Résultats des estimations paramétriques par RD-BN, régression locale (écart = 5), variable dépendante : nombre de reprises d'une année scolaire, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	z	Coeff.	z	Coeff.	z
EMPT	0,382	2,273	-0,499	-0,472	0,432	2,506
Variable de sélection	-0,019	-0,684	-0,048	-1,087	-0,289	-1,442
Variable de sélection au carré					0,007	1,357
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			0,048	0,850		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participant à la maternelle 4 ans	0,004	6,360	0,004	6,325	0,004	6,374
Nombre d'immigrants	0,002	4,817	0,002	4,917	0,002	4,945
LOG Nombre d'élèves	0,595	5,583	0,593	5,596	0,592	5,605
Constance	-1,562	-1,789	-1,087	-1,036	1,018	0,484
BIC	2994,27		2999,83		2998,68	
Observation	537		537		537	

Tableau B6 – Résultats des estimations paramétriques par MCO, régression locale (écart = 5), variable dépendante : taux de reprise d'une année scolaire, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	t	Coeff.	t	Coeff.	t
EMPT	0,324	1,548	-0,375	-0,096	0,315	1,501
Variable de sélection	-0,094	-0,135	-0,206	-0,211	-11,447	-0,862
Variable de sélection au carré					1,937	0,859
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			0,237	0,178		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participant à la maternelle 4 ans	0,167	3,121	0,168	3,120	0,169	3,156
Nombre d'immigrants	0,353	5,258	0,354	5,255	0,353	5,243
LOG Nombre d'élèves	0,564	4,386	0,563	4,383	0,561	4,363
Constante	-3,367	-1,500	-3,054	-1,036	13,233	0,676
Observation	543		543		543	

Tableau B7 – Résultats des estimations paramétriques par RD-BN, régression globale, variable dépendante : nombre de reprises d'une année scolaire, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	z	Coeff.	z	Coeff.	z
EMPT	0,281	4,025	0,908	6,287	0,007	0,088
Variable de sélection	0,023	6,398	0,057	7,221	0,082	8,808
Variable de sélection au carré					-0,001	-7,281
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			-0,042	-4,998		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participants à la maternelle 4 ans	-0,001	-1,484	0,000	-0,411	0,000	-0,178
Nombre d'immigrants	0,002	7,679	0,002	7,787	0,002	8,173
LOG Nombre d'élèves	0,564	8,482	0,551	8,376	0,558	8,534
Constante	-1,879	-4,908	-2,225	-5,640	-2,418	-6,122
BIC	9546,09		9529,74		9513,50	
Observation	1795		1795		1795	

Tableau B8 – Résultats des estimations paramétriques par MCO, régression globale, variable dépendante : taux de reprise d'une année scolaire, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff.	t	Coeff.	t	Coeff.	t
EMPT	0,166	2,048	-0,212	-0,422	0,169	1,858
Variable de sélection	0,494	6,826	0,476	6,246	0,507	2,267
Variable de sélection au carré					-0,003	-0,060
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			0,122	0,763		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participants à la maternelle 4 ans	0,095	3,226	0,088	2,836	0,096	3,076
Nombre d'immigrants	0,327	9,288	0,327	9,270	0,327	9,279
LOG Nombre d'élèves	0,445	5,938	0,453	5,986	0,445	5,896
Constante	-4,050	-9,635	-4,033	-9,582	-4,061	-8,840
Observation	1725		1725		1725	

C. Analyse des résultats non paramétriques

Tableau C1 – *Résultats des estimations non paramétriques, régression locale, variable dépendante : taux de recours à un plan d'intervention (%), facteurs de sélection combinés, de 2009-2010 à 2015-2016*

RÉSULTATS NON PARAMÉTRIQUES PAR CENTRALISATION : plan d'intervention					
Modèle/BW	3	4	5	CCT	IK
LINÉAIRE					
Triangulaire	5.655	5.5787 **	5.2811 **	5.0334***	5.0101 ***
Uniforme	5.7901**	5.5648**	4.365 **	5.5648***	4.3235***
Epanechnikov	5.7572*	5.5698 **	5.1715***	5.1314***	4.7909***
QUADRATIQUE	3	4	5	CCT	IK
Triangulaire	4.9596	5.636	6.1031	4.9648*	6.1666 ***
Uniforme	5.4253	5.4375	6.7104*	5.4446*	6.7922 ***
Epanechnikov	5.2834	5.8541	6.3454 *	5.0514 *	6.2023 ***
* P > 10%	**P > 5%	***P > 1%			
CCT	Critère Calonico, Cattaneo et Titiunik(2014)				
IK	Critère d'Imbens et Kalyanaraman				

Tableau C2 – Résultats des estimations non paramétriques, régression locale, variable dépendante : taux de recours à un plan d'intervention (%), facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

RÉSULTATS NON PARAMÉTRIQUE PAR CENTRALISATION :plan d'intervention					
Modèle/BW LINÉAIRE	3	4	5	CCT	IK
Triangulaire	5.6531	5.3553*	5.1049 **	4.9459**	5.005 ***
Uniforme	5.7874*	4.921**	4.8279 **	5.1226 **	4.9402 ***
Epanechnikov	5.5927	5.2472*	4.9933**	4.9402 **	4.9906 ***
QUADRATIQUE	3	4	5	CCT	IK
Triangulaire	6.0289	6.1561	6.0265	5.0028	5.3419**
Uniforme	5.4089	5.8369	5.5275	4.5211	4.9407**
Epanechnikov	5.8772	6.1358	6.0026	5.0267	5.1513**
* P>10%	**P>5%	***P>1%			
CCT	Critère Calonico, Cattaneo et Titiunik(2014)				
IK	Critère d'Imbens et Kalyanaraman				

Tableau C3 – Résultats des estimations non paramétriques, régression locale, variable dépendante : taux de reprise d'une année scolaire (%), facteurs de sélection combinés, de 2009-2010 à 2015-2016

RÉSULTATS NON PARAMÉTRIQUE PAR CENTRALISATION: déclaration de reprise					
Modèle/BW	3	4	5	CCT	IK
LINÉAIRE					
Triangulaire	-1.0008 *	-.81284*	-.53386	-.85008 *	-.56857
Uniforme	-.61881	-.75279*	-.00603	-.61516	-.78524 *
Epanechnikov	-.94042*	-.77788*	-.44964	-.84219 *	-.62433
QUADRATIQUE					
Triangulaire	3	4	5	CCT	IK
Triangulaire	-1.42	-1.248	-1.3845 **	-1.231 **	-1.1898 **
Uniforme	-1.6376 *	-1.1841	-1.5848 **	-1.5333**	-1.4897 **
Epanechnikov	-1.4227	-1.2058	-1.4098**	-1.3012 **	-1.1931 **
* P>10%	**P>5%	***P>1%			
CCT	Critère Calonico, Cattaneo et Titiunik(2014)				
IK	Critère d'Imbens et Kalyanaraman				

Tableau C4 – Résultats des estimations non paramétriques, régression locale, variable dépendante : taux de reprise d'une année scolaire (%), facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016

RÉSULTATS NON PARAMÉTRIQUE PAR CENTRALISATION : plan d'intervention					
Modèle/BW LINÉAIRE	3	4	5	CCT	IK
Triangulaire	-.38744	-.49767	-.23625	-.4961	-.16762
Uniforme	-.33409	-.58321	.35489	-.37788	-.41046
Epanechnikov	-.36336	-.53573	-.18241	-.44945	-.27471
QUADRATIQUE	3	4	5	CCT	IK
Triangulaire	-.55032	-.35328	-.81645	-.65173	-.62808
Uniforme	-.45919	-.6152	-1.3581**	-.59844	-.28387
Epanechnikov	-.46476	-.30958	-.92627	-.68437	-.66103
* P>10%	**P>5%	***P>1%			
CCT	Critère Calonico, Cattaneo et Titiunik(2014)				
IK	Critère d'Imbens et Kalyanaraman				

Tableau D1 – *Analyse de robustesse des résultats des estimations paramétriques pour le recours à un plan d'intervention : régression RD-BN pour les écoles non participantes uniquement, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016*

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff	z	Coeff	z	Coeff	z
Variable de participation fictive	0,08	1,47	0,20	1,81	0,05	1,03
Variable de sélection	0,01	2,59	0,03	2,83	0,04	2,38
Variable de sélection au carré					0,00	-1,43
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			-0,02	-1,36		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participant à la maternel 4an	0,00	0,65	0,00	0,74	0,00	0,77
Nombre d'immigrant	0,00	-1,02	0,00	-1,10	0,00	-1,12
LOG Nombre d'élève	-0,17	-2,84	-0,17	-2,81	-0,17	-2,80
Constance	-0,97	-3,02	-1,04	-3,16	-1,07	-3,22
BIC	7184,25		7189,66		7189,36	
Observation	787		787		787	

Tableau D2 – *Analyse de robustesse des résultats des estimations paramétriques pour la reprise d'une année scolaire : régression RD-BN pour les écoles non participantes uniquement, facteurs de sélection : IMSE, de 2009-2010 à 2015-2016*

	(A)		(B)		(C)	
Effet d'interaction	Non		Oui		Non	
Effet fixe par CS	Oui		Oui		Oui	
Effet annuel	Oui		Oui		Oui	
Variable	Coeff	z	Coeff	z	Coeff	z
Variable de participation fictive	-0,054	-0,410	1,211	4,745	-0,322	-2,408
Variable de sélection	0,071	5,004	0,193	7,735	0,287	6,877
Variable de sélection au carré					-0,009	-5,440
Variable de sélection cubique						
Effet de croisement linéaire			-0,160	-5,630		
Effet de croisement quadratique						
Nombre de participant à la maternel 4an	-0,001	-0,435	0,000	-0,143	0,000	-0,134
Nombre d'immigrant	0,002	4,895	0,002	4,704	0,002	4,859
LOG Nombre d'élève	-1,089	-6,562	-1,050	-6,579	-1,033	-6,489
Constance	-3,911	-5,926	-4,748	-7,243	-4,915	-7,379
BIC	3488,06		3468,24		3469,80	
Observation	787		787		787	

