



Évaluation de l'effet du programme Passe-Partout sur la réussite scolaire

ÉTUDE ÉCONOMÉTRIQUE

Mai 2025

Coordination et rédaction

Direction de l'analyse stratégique et économique
Direction générale de la valorisation de l'information
Secteur Numérique et Information

Pour information

Renseignements généraux
Ministère de l'Éducation
1035, rue De La Chevrotière, 27^e étage
Québec (Québec) G1R 5A5
Téléphone : 418 643-7095
Ligne sans frais : 1 866 747-6626

© Gouvernement du Québec
Ministère de l'Éducation

ISBN 978-2-555-01382-7 (PDF)

Dépôt légal – Bibliothèque et Archives nationales du Québec, 2025

24-105-11_w2

Table des matières

Résumé	1
Introduction	2
Chapitre 1 – Contexte institutionnel	5
1.1 Le programme Passe-Partout	5
Chapitre 2 – Revue de littérature.....	8
2.1 Les expériences randomisées	8
2.2 L’investissement à l’âge préscolaire.....	10
2.3 Le développement des habiletés socio-émotionnelles comme courroie de transmission vers la réussite.....	11
2.4 L’implication des parents en tant qu’éducateurs.....	11
2.5 Le programme Passe-Partout	12
2.6 Les méthodes en évaluation de programme	12
Chapitre 3 – Données	13
3.1 Sources de données	13
3.1.1 Base de données longitudinales sur les élèves du Québec.....	13
3.1.2 Base de données longitudinales sur les établissements scolaires	14
3.1.3 Environnement familial et socio-économique	14
3.2 Variables	14
3.2.1 Variables réponses	14
3.2.1 Variables exogènes.....	16
3.3 Statistiques descriptives	17
Chapitre 4 – Méthodologie.....	25
4.1 L’inférence causale et l’évaluation de programme	25
4.2 L’appariement par score de propension.....	29
4.2.1 Variables d’interaction et hétérogénéité de l’effet de traitement	32
4.2.2 Variables d’interaction et effets marginaux.....	32
4.3 Les forêts aléatoires causales	33

Chapitre 5 – Résultats	43
5.1 La propension à participer au programme Passe-Partout	43
5.2 Les effets de Passe-Partout sur les résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire	48
5.2.1 Effets de traitement moyens sur les résultats aux épreuves ministérielles de 4 ^e et de 5 ^e secondaire.....	48
5.2.2 Effets de traitement hétérogènes sur les résultats aux épreuves ministérielles de 4 ^e et de 5 ^e secondaire	50
5.3 Les effets de Passe-Partout sur le redoublement et la persévérance scolaire	61
5.3.1 Effets de traitement moyens sur le redoublement et la persévérance scolaire.....	61
5.3.2 Effets de traitement hétérogènes sur le redoublement et la persévérance scolaire	62
Conclusion	69
Annexe A – Résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire.....	71
Annexe B – Redoublement et persévérance scolaire	80
Annexe C – Liste des centres de services scolaires et commissions scolaires.....	86
Bibliographie	87

Résumé

La présente étude se penche sur l'évaluation de l'impact du programme Passe-Partout sur la réussite scolaire des enfants. Pour ce faire, elle se concentre sur les résultats aux épreuves de 4^e et 5^e secondaire du ministère de l'Éducation (Ministère) ainsi que sur le redoublement et la persévérance scolaire. Cette démarche s'inscrit dans le contexte québécois où la réussite scolaire est au cœur des priorités ministérielles, compte tenu, notamment, de son impact sur le développement socio-économique. Les recherches antérieures ont mis en lumière l'importance d'intervenir dès le plus jeune âge pour favoriser le développement des enfants et promouvoir la réussite scolaire. De plus, les programmes qui encouragent activement la participation des parents ont été associés à des impacts positifs sur la trajectoire scolaire des enfants. Ces initiatives préscolaires visent à renforcer les compétences cognitives et non cognitives, qui servent ensuite de fondements essentiels pour la réussite scolaire et la vie adulte.

Le Ministère a précédemment évalué l'impact du programme Passe-Partout sur le développement des aptitudes des jeunes enfants et sur leur transition à la maternelle 5 ans. Le présent mémoire a donc pour objectif d'évaluer si le programme et le développement des compétences contribuent à la réussite à moyen et à long terme. Pour évaluer de tels effets du programme, l'analyse se base sur des données administratives du Ministère ainsi que du recensement de Statistique Canada. L'identification de l'effet causal du programme Passe-Partout a été effectuée par l'application de la méthode économétrique de l'appariement par score de propension. De plus, l'estimation a également été effectuée par la méthode d'apprentissage automatique de forêts aléatoires causales, ce qui permet de valider la robustesse des résultats et d'estimer une distribution des effets du programme.

Le programme Passe-Partout démontre des effets positifs et significatifs¹ sur l'obtention d'un diplôme d'études secondaires ou de tout autre diplôme ou qualification ainsi que sur la réduction du redoublement scolaire. L'analyse des résultats aux épreuves ministérielles révèle également des effets bénéfiques et significatifs du programme dans la majorité des domaines. Cependant, cette étude présente des limites, notamment quant au manque de données sur le parcours des enfants avant l'âge de 4 ans ainsi que sur les résultats aux épreuves de niveau primaire. Malgré ces limites et grâce aux méthodes employées, les résultats suggèrent que le programme Passe-Partout représente une initiative importante favorisant le développement des enfants et, ultimement, la réussite scolaire.

¹ Le terme « significatifs » est utilisé au sens statistique, indiquant que les résultats dépassent un seuil de probabilité établi.

Introduction

La réussite scolaire, mesurée notamment par l'obtention d'un diplôme d'études secondaires ou de toute autre qualification, occupe une place centrale dans les objectifs du ministère de l'Éducation (Ministère). Cette réussite joue un rôle crucial dans le développement d'une économie florissante en contribuant, pour les diplômés, à l'augmentation du taux d'emploi, à de meilleures conditions salariales, à une meilleure santé et à la réduction de la criminalité, ce qui génère un potentiel accru de recettes fiscales et minimise les coûts pour l'État.

Le lien entre l'obtention d'un diplôme ou de toute autre qualification et le parcours de vie adulte a été démontré : le décrochage scolaire entraîne d'importants enjeux sociétaux liés, notamment, à la pauvreté et à la criminalité (Green et al., 2023). Comme l'ont démontré Haeck, Lacroix et Santarossa (2022), le redoublement scolaire entraîne généralement de plus faibles résultats aux épreuves uniques ministérielles et diminue la propension d'un élève à obtenir un diplôme. Selon les auteurs, le redoublement engendre des répercussions socio-économiques défavorables pouvant représenter plus de trois milliards de dollars pour une seule cohorte d'élèves au Québec. Banihashem, Belzil et Hansen (2021) démontrent que le décrochage scolaire mine le potentiel salarial et la propension à l'emploi du décrocheur en plus d'augmenter ses risques de délinquance. Ces conséquences sont estimées à 120 000 \$ par décrocheur, alors que le Québec présente l'un des plus hauts taux de décrochage au Canada.

Les environnements et les contextes familiaux n'offrent pas des chances égales quant à la prédisposition et les aptitudes favorisant la réussite scolaire. Heckman (2008a) souligne que ces inégalités se manifestent dès le plus jeune âge et qu'une intervention rapide permet d'avoir un impact significatif sur le cheminement scolaire. Ce chercheur est sans équivoque : les retombées de programmes d'intervention préscolaire ont un potentiel immense, parfois même sous-estimé. En favorisant l'accès à de meilleurs emplois, en promouvant une meilleure santé, en diminuant les taux de recours à l'aide sociale et de délinquance, de tels programmes ont un potentiel de rendement élevé pour l'État (Heckman 2008a; Algan et al., 2022).

Divers programmes ont été mis en place pour favoriser la réussite scolaire à différentes étapes du développement des enfants. La littérature tend à indiquer que l'âge préscolaire est une étape cruciale et soutient qu'un retard sur le plan du développement lors de l'entrée à l'école est lié à un risque plus élevé de difficultés scolaires (Pagani et al., 2010). Cette étape de vie est alors primordiale pour le développement des habiletés cognitives et non cognitives de l'enfant, qui auront un impact sur son parcours scolaire et à l'âge adulte (Heckman, 2008b; Cunha et Heckman, 2009; Algan et al., 2022). Cette période du développement offre ainsi des possibilités d'investissement optimales, particulièrement pour les enfants issus de milieux défavorisés, en vue d'améliorer les performances scolaires et de réduire la tendance à s'engager dans des activités criminelles. Il serait alors plus coûteux de remédier aux retards potentiels dus à l'environnement socio-économique de l'élève par le biais d'interventions curatives plus tard dans son développement que d'investir dans des mesures préventives.

L'impact de telles interventions à l'âge préscolaire se ferait sentir à court et à long terme, notamment pour les enfants de milieux socio-économiques plus précaires, ce qui permettrait de mettre de l'avant un argument économique quant à l'importance d'investir en ce sens (Currie, 2001). Cependant, d'autres études remettent en question la longévité des effets des programmes d'intervention préscolaire. Nelson, Westhues et MacLeod (2003) recensent des effets positifs, mais modérés, quant à l'impact sur les habiletés cognitives et les capacités socio-émotionnelles des enfants jusqu'à l'âge de 9 ans. Mesuré jusqu'à l'âge de 18 ans, cet impact ne se ferait sentir que sur les capacités socio-émotionnelles. Dans ce contexte, il est mis de l'avant que les compétences dites non cognitives, telles que les aptitudes socio-émotionnelles, semblent exercer une influence plus grande sur le niveau de scolarité atteint que les habiletés cognitives (Green et al., 2023).

Certes, l'impact positif des programmes visant le développement des enfants d'âge préscolaire, et plus particulièrement les enfants issus de milieux défavorisés, a été démontré. La littérature souligne également l'implication et la collaboration des parents comme étant des facteurs déterminants sur le cheminement éducatif des enfants (Landry, 2008). La recherche démontre que des programmes préscolaires impliquant les parents favorisent le développement des habiletés et ont un impact positif sur le cheminement scolaire des enfants (Heckman et Masterov, 2007).

Au Québec, le programme Passe-Partout² a vu le jour en 1978, en réponse aux constats quant à la vulnérabilité des enfants issus de milieux défavorisés dans le développement des aptitudes permettant d'assurer leur réussite scolaire. Il consiste en un programme d'intervention, de soutien et d'accompagnement du Ministère visant les enfants de 4 ans et leurs parents. L'objectif poursuivi par le programme se divise en deux volets. En effet, il vise à favoriser une meilleure intégration des enfants à leur parcours scolaire par l'entremise de leur développement cognitif et non cognitif, tout en ayant pour but de guider les parents dans leur mandat d'éducateurs de premier plan. Passe-Partout s'adressait d'abord aux familles issues de milieux défavorisés, mais est depuis ouvert à tous ceux qui fréquentent un établissement scolaire offrant le programme, sans égard au statut socio-économique, son objectif ultime étant d'assurer la réussite scolaire des élèves québécois.

Afin de connaître l'effet de Passe-Partout, le Ministère a mené, en 2018, une évaluation du programme sur le développement cognitif et non cognitif des enfants et leur transition à la maternelle 5 ans (Santarossa et Blais, 2018). Basés sur l'Instrument de mesure du développement de la petite enfance (IMDPE) et sur l'Enquête québécoise sur le développement de l'enfant à la maternelle (EQDEM), les résultats démontrent des effets positifs et significatifs sur la transition à la maternelle 5 ans ainsi que sur le développement d'habiletés tant cognitives que langagières. Le Ministère souhaite maintenant évaluer les effets du programme à moyen et à long terme sur le cheminement scolaire des enfants y ayant participé.

² Le programme Passe-Partout, également appelé « le programme » ou « Passe-Partout ».

C'est dans ce contexte que s'inscrit cette étude, qui vise à évaluer les effets de Passe-Partout sur la réussite scolaire. Cette dernière est mesurée par les résultats aux épreuves de 4^e et 5^e secondaire du Ministère, le redoublement scolaire ainsi que la persévérance scolaire³. L'évaluation de l'impact d'un programme à moyen ou à long terme s'avère complexe en raison de la multitude de parcours vécus entre le programme et les mesures de réussite scolaire. Pour pouvoir prendre en considération ces multiples trajectoires, cette étude s'appuie sur la Base de données longitudinale sur les élèves du Québec (BDLEQ) et la Base de données longitudinale sur les établissements scolaires (BDLES) du Ministère, auxquelles sont greffées des données des recensements de Statistique Canada pour les années 2006 et 2016. Cet ajout permet d'obtenir une mesure de certaines variables socio-économiques par aire de diffusion.

Ce type d'évaluation, qui ne repose pas sur une expérience randomisée, nécessite une méthodologie permettant de reproduire le caractère aléatoire du traitement⁴, c'est-à-dire la participation au programme Passe-Partout. Cette approche, qui vise à recréer les conditions d'une expérience randomisée, est réalisée grâce à l'application de la méthode économétrique de l'appariement par score de propension. Bien qu'elle permette d'estimer au mieux l'effet de traitement dans le cas de l'assignation non aléatoire de ce dernier, la méthode de l'appariement ne garantit pas l'élimination de tous les biais potentiels liés aux facteurs inobservables. Pour pallier cette limitation, cette étude fait appel aux méthodes avancées de l'apprentissage automatique. Le choix de la méthode des forêts aléatoires causales, qui capte les relations complexes entre les variables, permet d'atténuer le risque de biais de sélection dû à des variables inobservables corrélées à la fois au traitement et au résultat (Athey et al., 2019). En comparant les estimations des effets de Passe-Partout sur les mesures de réussite scolaire obtenues par les deux approches, cette étude peut conclure à la robustesse des estimateurs obtenus quant aux biais de sélection, ce qui renforce la crédibilité des résultats.

Cette étude débute par une présentation de Passe-Partout et un recensement sommaire de la littérature pertinente quant à l'impact des programmes préscolaires sur le développement à court et à long terme des participants. La section suivante contient une présentation des données utilisées dans le cadre de l'analyse ainsi qu'une description de la méthodologie employée. L'étude se poursuit par une discussion entourant les résultats obtenus et se termine par une conclusion permettant d'effectuer un retour sur les objectifs ainsi que les constats principaux.

³ La persévérance scolaire est utilisée comme terme englobant les variables mesurant l'obtention d'un diplôme d'études secondaires ou de tout autre diplôme ou qualification.

⁴ Le terme « traitement » est utilisé dans la littérature scientifique, et plus spécifiquement dans le cadre d'évaluations causales, pour désigner tout programme, politique ou autre intervention dont les effets sont étudiés.

Chapitre 1 – Contexte institutionnel

1.1 Le programme Passe-Partout

Les recherches menées dans les années 1970 ont permis de démontrer l'impact négatif d'un milieu socio-économique précaire sur le cheminement scolaire d'un enfant. Lancé en 1978, Passe-Partout est une initiative gouvernementale conçue pour promouvoir la réussite scolaire des enfants, mettant particulièrement l'accent sur ceux issus de milieux socio-économiquement défavorisés. Le programme est cependant ouvert à toutes les familles, ce qui favorise une mixité au sein des groupes. Passe-Partout, qui vise les enfants de 4 ans et leurs parents, se déclinait à l'origine en trois volets : des cahiers d'activités, une série télévisée et des rencontres. Ce dernier volet, sur lequel se penche cette présente étude, est constitué de rencontres avec les parents, de rencontres avec les enfants et de rencontres impliquant les parents et les enfants (Ministère de l'Éducation, 2003).

Lors de l'implantation du programme, les commissions scolaires de l'époque avaient le choix entre deux programmes préscolaires : Passe-Partout et la maternelle 4 ans demi-temps (Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur, 2020). Alors que les commissions scolaires⁵ de la région de Montréal ont majoritairement opté pour la maternelle 4 ans demi-temps, Passe-Partout a été privilégié ailleurs au Québec, particulièrement en région. L'offre de services a évolué dans les années 1990 alors que les commissions scolaires étaient alors en mesure d'offrir une combinaison des deux programmes, mais le panorama global demeure essentiellement le même depuis. Le portrait de la proportion d'élèves âgés de 4 ans fréquentant le programme Passe-Partout, réparti par région, est illustré dans les deux cartes du Québec présentées dans la figure 1.1, qui distingue les centres de services scolaires (CSS) francophones des commissions scolaires (CS) anglophones.

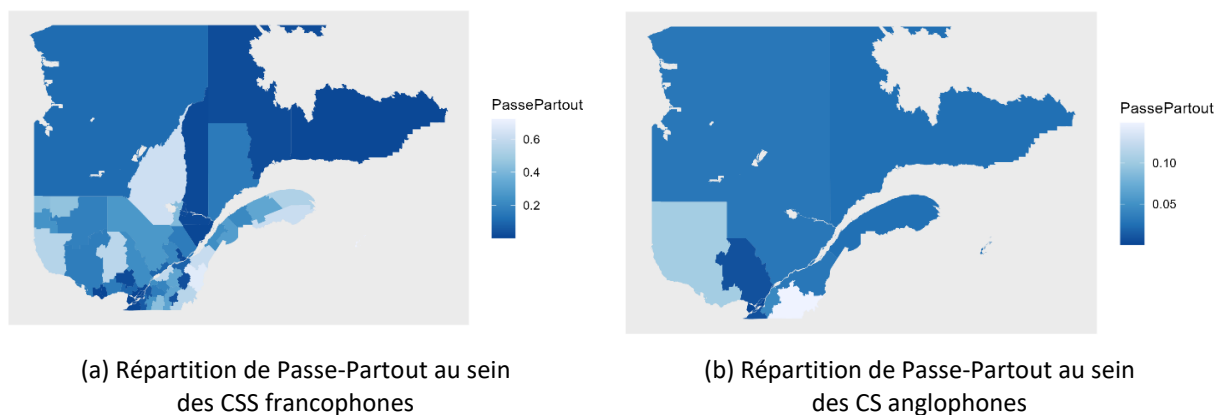


Figure 1.1 – Taux de participation au sein des CSS et CS du Québec – Présenté par région

⁵ Les centres de services scolaires et les commissions scolaires qui étaient, à l'époque, réunies sous le terme « commissions scolaires ».

En 2003, le ministère de l'Éducation a fourni un cadre d'organisation dans l'objectif d'homogénéiser l'offre de Passe-Partout au sein des CSS et CS (Ministère de l'Éducation, 2003). Puisque non prescriptif, ce cadre n'assure pas une uniformité absolue dans la mise en œuvre du programme au sein des divers milieux scolaires. Il offre néanmoins une clarification des objectifs du programme, tant pour les parents que pour les enfants.

Chez les enfants, le programme vise le développement des compétences souhaitables de l'éducation préscolaire en vue de favoriser :

- une meilleure intégration des apprentissages scolaires,
- une adaptation plus aisée au milieu scolaire,
- leur développement socio-émotionnel,
- le développement de leurs habiletés sensorielles et motrices,
- le dépistage précoce de problèmes de la vue, de l'ouïe ou du langage.

Du point de vue des parents, les objectifs poursuivis sont principalement de :

- permettre de s'identifier comme éducateur principal de leur enfant,
- favoriser la création de liens significatifs avec leur enfant,
- favoriser l'encadrement de leur enfant,
- soutenir leur rôle dans le développement cognitif, langagier, affectif, social et psychomoteur de leur enfant,
- favoriser le partage avec leur enfant d'aspects positifs liés à l'école.

Au-delà des objectifs du programme, le cadre facilite également l'identification des facteurs clés qui assurent une certaine cohérence dans la prestation des services liés à Passe-Partout et l'atteinte des objectifs. Ces facteurs comprennent :

- le nombre de rencontres : un minimum de huit rencontres de parents, et de seize rencontres avec les enfants,
- le lieu des rencontres : dans l'école, préférablement dans un local de maternelle,
- le moment des rencontres : de jour ou de soir, selon la disponibilité des familles inscrites, mais avec certaines rencontres de jour pour favoriser la transition à la maternelle pour l'enfant,
- la durée des rencontres : un minimum de deux heures, soit la durée permettant de mener à terme des activités ayant un impact significatif.

En résumé, le programme Passe-Partout représente une initiative importante dans le domaine de l'éducation préscolaire, visant à favoriser le développement global des enfants et à impliquer activement les parents en tant qu'éducateurs principaux dans le cheminement de leurs enfants. Puisque ce programme vise ultimement la réussite scolaire des élèves y ayant participé, cette étude se concentre donc sur l'effet de Passe-Partout sur les mesures de réussite à moyen et à long terme du cheminement scolaire.

Chapitre 2 – Revue de littérature

Le soutien au développement des enfants est au cœur des objectifs des programmes préscolaires. La littérature scientifique sur le sujet vise ainsi à établir si les compétences acquises par les enfants qui participent à ces programmes agissent comme mécanismes favorisant une amélioration à la fois à court et à long terme de leur trajectoire scolaire et, ultimement, des variables relatives à leur qualité de vie à l'âge adulte. Bien que de nombreuses initiatives aient fait l'objet d'études, leur structure et leur méthodologie d'évaluation montrent des disparités. La section qui suit recense les principales études qui se penchent sur l'incidence des programmes préscolaires et rend compte des conclusions formulées par leurs auteurs. Un tel recensement permet de mieux comprendre les effets potentiels des programmes préscolaires et d'ainsi mieux orienter les politiques éducatives.

2.1 Les expériences randomisées

Dans une perspective d'évaluation des retombées des programmes préscolaires, des expériences de terrain ont été mises en œuvre aux États-Unis. Conçu en 1962 dans le Michigan par le psychologue David Weikart, le programme préscolaire Perry représente une expérience randomisée ayant offert un suivi longitudinal des participants jusqu'à l'âge de 40 ans (HighScope Educational Research Foundation, 2023). Les estimations des effets du programme sur les jeunes de milieux défavorisés ont révélé une incidence positive sur diverses mesures de réussite, notamment la réussite scolaire, l'insertion professionnelle, le niveau de revenu et le taux de délinquance (Schweinhart et al., 2005). De forts taux de rendement du programme ont été démontrés par les recherches de Rolnick et Grunewald (2003) et de Belfield et al. (2006). Le programme Perry et la robustesse des résultats ont cependant été remis en question. En effet, les critiques soulignent notamment des enjeux relatifs au protocole d'assignation aléatoire du traitement lors de l'expérience, la taille trop petite de l'échantillon ainsi que la quantité relativement élevée de mesures de réussite utilisées pour l'estimation des effets du programme (Heckman et al., 2009). Les résultats obtenus par les auteurs, une fois ces problèmes corrigés, démontrent des effets significatifs et favorables du point de vue du cheminement de l'élève et des retombées économiques. La littérature souligne des effets significatifs et favorables à long terme, notamment sur le niveau d'éducation, le taux d'emploi et le revenu (Heckman et al., 2010a, 2010b).

Basé sur le curriculum du programme Perry, le programme préscolaire fédéral américain Head Start a été institué en 1965 dans le but de soutenir le développement des habiletés cognitives et non cognitives des enfants, tout en favorisant une préparation adéquate à leur entrée à l'école. Cette initiative a été lancée en soutien à la « Guerre contre la pauvreté » déclarée par le président Johnson en 1964 (Head Start Early Childhood Learning & Knowledge Center, 2023). Toujours actif à ce jour, le programme cible non seulement le développement, mais également le soutien à la santé et la qualité nutritionnelle ainsi que la participation des parents, et ce, dans le but de créer un environnement propice à la réussite scolaire de l'enfant (Elango et al., 2015). Head Start a été soumis à diverses évaluations, dont le Head Start Impact Study (HSIS), dirigé par le Département américain de la Santé et des Services sociaux. Cette étude s'est appuyée sur une expérience de terrain assignant aléatoirement des enfants au programme Head Start, et

a démontré des résultats significatifs, notamment en ce qui concerne le développement cognitif et les relations avec les parents (U.S. Department of Health and Human Services, 2010). Elango et al. (2015), dans le cadre d'une méta-analyse, présentent et nuancent les différents résultats obtenus par les principales études du programme Head Start. Les auteurs sont critiques à l'égard d'études démontrant des résultats nuls à long terme. En effet, les auteurs considèrent que ces études manquent de rigueur méthodologique. Les études retenues par les auteurs dans le cadre de leur méta-analyse préconisent des approches rigoureuses, mais ces derniers soulignent qu'une certaine hétérogénéité existe dans l'offre du programme à travers les centres locaux. Les études retenues indiquent que le programme a des effets positifs à court terme sur le développement des habiletés cognitives et non cognitives, principalement lorsque le groupe traitement est comparé au groupe témoin qui, alternativement, a reçu son éducation préscolaire à la maison (Zhai, Brooks-Gunn et Waldfogel, 2014; Feller et al., 2016). Kline et Walters (2016) révèlent la présence d'une sélection négative et, une fois celle-ci prise en considération, les auteurs estiment également un effet positif et significatif sur le développement cognitif à court terme. La méta-analyse recense également les études estimant les effets à long terme du programme et se concentre sur l'étude de Carneiro et Ginja (2014), qui démontre des effets positifs à long terme sur la santé et le cheminement scolaire.

Dans les années 1970, le projet Abecedarian a vu le jour en Caroline du Nord. Cette expérience randomisée avait comme objectif de permettre l'évaluation des effets des programmes d'intervention préscolaire sur les enfants issus de milieux défavorisés. Le projet Abecedarian, dont le curriculum est plus intensif que celui de programmes tels que Head Start, est mis en œuvre dès la naissance de l'enfant et se poursuit jusqu'à son entrée à l'école. L'étude conduit à la conclusion de bénéfices positifs et significatifs à court terme sur le développement des habiletés cognitives. À long terme, ces effets positifs se manifestent non seulement dans les performances scolaires, mais favorisent également une augmentation du taux d'obtention de diplômes universitaires (Sparling et Meunier, 2019).

Le programme Perry a donc jeté les bases pour d'autres programmes, dont le programme Head Start. Les effets positifs démontrés par ce type de programme sur la réussite scolaire et le niveau de vie atteint par les participants sont encore aujourd'hui considérés comme la base de l'argumentaire appuyant l'investissement dans les programmes préscolaires aux États-Unis (Obama, 2013; Executive office of the President of the United States, 2015).

En fournissant un cadre d'évaluation rigoureux pour éliminer les biais de sélection, les expériences randomisées peuvent également révéler des effets contraires aux objectifs escomptés dans le contexte des programmes d'intervention préscolaires. C'est ce que l'étude Pre-K, une expérience randomisée portant sur l'impact du programme Tennessee Voluntary Prekindergarten Program (TN-VPK), a permis de démontrer. Ce programme, à l'instar de Head Start, vise le développement des habiletés cognitives et non cognitives auprès des enfants de 4 ans issus de milieux défavorisés. Durkin et al. (2022) ont conclu à des effets négatifs du programme sur les résultats scolaires de la 3^e à la 6^e année, ainsi que sur l'assiduité et les manquements disciplinaires. Les résultats démontrent également un plus haut recours à l'éducation spécialisée pour les participants.

Les auteurs soulignent qu'il peut s'avérer délicat de spéculer sur les raisons expliquant des effets estimés contraires aux attentes. Ils écartent d'emblée l'hypothèse selon laquelle la qualité de l'enseignement suivant ce programme préscolaire pourrait différer pour les enfants du groupe traitement et du groupe témoin. Ils avancent néanmoins la possibilité que ces effets négatifs soient liés aux compétences visées par les programmes préscolaires et encouragent, à l'instar de Barnett et al. (2018), le renforcement des compétences autres que celles liées à la transition vers la maternelle et au cheminement scolaire. Ils abordent ainsi le concept des compétences dites « concrètes » ou « contraintes », qui sont généralement ciblées par les programmes préscolaires. L'exemple donné relève du domaine de la littératie, où une compétence concrète serait l'apprentissage des lettres de l'alphabet, tandis que d'autres compétences, telles que la compréhension, le raisonnement ou les connaissances générales, relèveraient des compétences non contraintes. Alors que les programmes préscolaires visent principalement le développement des compétences contraintes, ces dernières peuvent rapidement être acquises dans les années subséquentes par les enfants n'ayant pas participé au programme. Il est cependant plus facile de cibler le développement des compétences contraintes que celui des compétences non contraintes, ce qui explique en partie le contenu des programmes préscolaires. Les auteurs mettent de l'avant les recommandations de Bailey et al. (2020), qui préconisent de prioriser les compétences ne pouvant être développées sans une intervention. Ils soulignent ainsi l'importance de considérer ces résultats estimés, bien que contraires aux attentes, et d'intégrer ces réflexions dans l'élaboration des politiques et des programmes.

Au Québec, le Montreal Longitudinal Experiment Study (MLES) consiste en une expérience randomisée lancée à Montréal dans les années 1980. Cette étude se base sur un programme visant le développement des habiletés non cognitives de jeunes garçons qui présentent des comportements à risque. Les premières études liées à cette expérience ont principalement examiné l'incidence du traitement par rapport à la réduction des comportements agressifs. Plus récemment, Algan et al. (2022) ont joint les données de l'expérience à celles des déclarations de revenus des participants afin d'estimer les effets à long terme du programme. Les auteurs obtiennent des résultats positifs à court terme sur le développement des habiletés non cognitives. À long terme, ils concluent à des effets positifs sur les résultats scolaires et à une diminution du redoublement. Ils concluent également à des effets favorables sur le revenu et constatent un déclin du recours à l'aide sociale à l'âge adulte.

2.2 L'investissement à l'âge préscolaire

Des effets favorables des programmes d'intervention à l'âge préscolaire sont mis de l'avant en ce qui concerne le développement des habiletés cognitives, non cognitives et sociales ainsi qu'en ce qui a trait au développement cérébral des enfants (Knudsen et al., 2006). Ces conclusions sont tirées de l'évaluation de programmes préscolaires américains, dont Perry et Head Start, ainsi que de l'évaluation du programme Abecedarian et celui des centres Chicago Child-Parent. L'impact d'une intervention dépend donc des habiletés ciblées et de l'âge auquel cette dernière se déroule. Cunha et Heckman (2009) mettent en évidence la littérature soutenant que des interventions ciblées à l'âge préscolaire réduisent le risque de résultats socialement et économiquement négatifs à l'adolescence et à l'âge adulte. Alors que la

recherche était principalement axée sur le niveau de scolarité en tant que prédicteur du niveau salarial et des autres variables de qualité de vie à l'âge adulte, les études portant sur les interventions préscolaires mettent en lumière l'influence significative, tant à court qu'à long terme, de ces interventions se déroulant avant l'âge de 5 ans (Almond et Currie, 2011).

2.3 Le développement des habiletés socio-émotionnelles comme courroie de transmission vers la réussite

Les études qui évaluent les bénéfices à court terme sur les compétences cognitives et non cognitives des enfants concordent majoritairement quant aux impacts positifs et significatifs des programmes d'intervention préscolaire, en particulier chez les enfants issus de milieux défavorisés. Heckman (2008a) souligne que, bien que les compétences cognitives aient un impact sur la réussite, les compétences socio-émotionnelles ont leur lot d'incidence sur les mesures de réussite à l'âge adulte. Lorsque l'on évalue les effets à long terme dans une perspective visant à comprendre la manière dont ces interventions influent ultimement sur le parcours scolaire et d'autres résultats à l'âge adulte, il devient essentiel de comprendre les mécanismes qui permettent de traduire les acquis de l'âge préscolaire en résultats positifs à long terme. Heckman, Pinto et Savelyev (2013) proposent un cadre conceptuel facilitant la compréhension de la manière dont ces interventions génèrent les effets estimés et permettent de comparer ces effets dans différentes études. Leur recherche décompose les effets en deux phases. Les effets à court terme du programme Perry, classé en deux catégories de mesures psychologiques, les aptitudes cognitives et les aptitudes socio-émotionnelles, sont d'abord évalués. L'influence de ces mesures psychologiques sur les résultats à long terme est ensuite estimée. Les auteurs soulignent ainsi que le renforcement des compétences socio-émotionnelles exerce une influence statistiquement significative sur les résultats à long terme, notamment en ce qui concerne l'emploi, la prévention de la criminalité et la santé.

2.4 L'implication des parents en tant qu'éducateurs

L'écosystème au sein duquel un enfant évolue joue un rôle déterminant dans son développement, son parcours éducatif, et, en fin de compte, sa vie adulte. Selon Heckman et Masterov (2007), l'engagement des parents et la conscience de leurs compétences parentales influent sur l'environnement familial, ce qui, à son tour, exerce une influence sur le développement cognitif et non cognitif de l'enfant. Les programmes d'intervention préscolaire qui encouragent l'implication des parents sont associés à de meilleurs résultats scolaires et à un taux de délinquance plus faible (Temple et Reynolds, 2005). Un plus faible taux de maltraitance infantile et une plus grande implication dans le développement cognitif des enfants sont associés à un plus haut degré de participation des parents requis dans les programmes préscolaires. Cet impact sur le comportement des parents est lié à de meilleurs résultats scolaires et à un meilleur comportement pour les enfants (Ansari et Gershoff, 2016).

2.5 Le programme Passe-Partout

Passe-Partout a fait l'objet d'une évaluation menée par le ministère de l'Éducation (Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur, 2020). En vue d'estimer les effets du programme, l'évaluation s'appuie sur l'étude de Santarossa et Blais (2018), qui vise à mesurer l'impact de Passe-Partout sur la transition des enfants vers la maternelle 5 ans. Les auteurs concluent à un effet favorable et significatif sur la transition à la maternelle 5 ans tant pour l'enfant que pour le parent. Sur le plan du développement des compétences et des habiletés des enfants, l'étude conclut à des impacts significatifs et positifs sur le développement des habiletés cognitives et de communication, sur les connaissances ainsi que sur la santé des enfants.

2.6 Les méthodes en évaluation de programme

Pour leur étude, Santarossa et Blais (2018) ont eu recours à la méthode de l'appariement par score de propension (Rosenbaum et Rubin, 1985) de façon à recréer les conditions liées à une expérience randomisée dans un cas où l'assignation au programme n'est pas effectuée de manière aléatoire, comme pour Passe-Partout. En effet, il est fréquent, dans le domaine de l'évaluation de programme, de recourir à cette méthode pour réduire le risque de biais de sélection. Courtney et al. (2023), notamment, y ont eu recours afin de mesurer les effets d'un programme préscolaire au Nouveau-Mexique. Courtney et al. ont évalué les effets du programme préscolaire non pas à court terme, mais à long terme sur les résultats aux examens et sur l'obtention d'un diplôme d'études secondaires. Ils concluent à un effet positif du programme sur le taux d'obtention d'un diplôme d'études secondaires ainsi que sur les résultats aux épreuves de mathématique et de lecture.

Pour estimer l'impact à moyen et à long terme de Passe-Partout sur les résultats éducatifs, cette étude fera appel à la méthode de l'appariement par score de propension. Elle exploitera également une technique d'intelligence artificielle, plus précisément, une méthode basée sur l'apprentissage automatique causal. L'intégration de cette approche récente permettra de traiter efficacement un vaste ensemble d'observations et de variables, en prenant en compte les non-linéarités qui existent entre celles-ci. Cette approche s'avère plus robuste contre les biais de sélection associés aux facteurs inobservables (Wager et Athey, 2018). De plus, l'utilisation de ces méthodes algorithmiques permet de cerner les individus susceptibles de bénéficier davantage du programme Passe-Partout. Une telle approche peut donc soutenir plus efficacement l'orientation des politiques publiques.

Chapitre 3 – Données

Cette étude a pour objectif d'évaluer les impacts à moyen et à long terme du programme Passe-Partout sur la réussite scolaire des élèves, en examinant certains résultats tout au long de leur parcours primaire et secondaire. Pour ce faire, l'analyse repose sur trois sources de données.

3.1 Sources de données

3.1.1 Base de données longitudinales sur les élèves du Québec

Les variables propres au cheminement des élèves sont extraites de la Base de données longitudinales sur les élèves du Québec (BDLEQ) du Ministère. Chaque élève est associé à un code unique permettant d'analyser les données de chaque année au cours de laquelle il a fréquenté un établissement scolaire primaire ou secondaire du système québécois. La BDLEQ contient des renseignements fixes sur les élèves, tels que le sexe, le lieu de naissance, le trimestre de naissance et la langue maternelle. Elle contient également des renseignements liés au parcours des élèves sur une base annuelle, tels que l'année scolaire en question, l'établissement scolaire fréquenté, la participation à des programmes préscolaires ou scolaires, la mise en place d'un plan d'intervention et les résultats aux épreuves ministérielles.

Ces variables ont été consolidées dans une base de données par cohorte d'élèves, organisée en fonction de leur année d'entrée en première année du primaire. Au cours de ce processus, des indicateurs ont été générés pour refléter le parcours individuel de chaque élève tout au long de l'école primaire, secondaire et dans sa totalité. Cette consolidation a également permis de créer des indicateurs de trajectoire, tels que le changement d'établissement scolaire, la reprise d'une année et l'obtention d'un diplôme ou la sortie sans diplôme ni qualification, et ce, pour chacun des élèves. Des indicateurs relatifs à la fréquentation d'un établissement scolaire privé pour une période d'au moins deux ans et à la participation à un programme éducatif enrichi ou agréé pour une durée d'au moins une année scolaire ont également été créés. Au total, six cohortes d'élèves ont été retenues. La première est celle qui a fait son entrée en première année du primaire lors de l'année scolaire 2003-2004; les autres cohortes s'échelonnent jusqu'à l'année scolaire 2008-2009. Ces cohortes ont pu faire leurs épreuves ministérielles de 4^e et 5^e secondaire avant la pandémie de COVID-19, c'est-à-dire en 2019 ou avant, ce qui permet une meilleure comparabilité dans leurs cheminements. Ces six cohortes regroupent au total 162 466 élèves⁶ pour lesquels nous disposons d'informations nécessaires et pertinentes dans le cadre de la présente étude.

⁶ Ces cohortes ne regroupent que les élèves ayant fréquenté les établissements des CSS et CS offrant le programme Passe-Partout.

3.1.2 Base de données longitudinales sur les établissements scolaires

La Base de données longitudinales sur les établissements scolaires (BDLES) contient des variables propres aux établissements scolaires. De ces variables, nous avons retenu l'indice de milieu socio-économique (IMSE)⁷, un indicateur permettant de capter des caractéristiques des établissements scolaires selon le milieu où ils sont établis. Il est important de noter que les informations relatives aux établissements scolaires privés ne sont pas disponibles dans la BDLES, et que les enfants ayant fréquenté un tel établissement au primaire ou au secondaire n'ont pas été inclus pour les fins de l'étude. Dans ce contexte, ce sont 3 % des élèves de notre base de données par cohorte qui ont dû être retirés.

3.1.3 Environnement familial et socio-économique

Finalement, pour intégrer des variables liées à l'environnement familial et socio-économique des enfants, des données provenant des recensements de Statistique Canada pour les années 2006 et 2016 ont été ajoutées aux données par cohorte. Les informations des recensements sont disponibles par aire de diffusion, celle-ci constituant l'unité géographique la plus petite utilisée par Statistique Canada pour la diffusion des données. Ces aires de diffusion regroupent en moyenne de 400 à 700 habitants (Statistique Canada, 2021). Les variables ajoutées comprennent le niveau de scolarité du père et de la mère, le statut familial ainsi que le revenu familial. Des indicateurs pour chacune de ces variables ont été créés, basés sur la moyenne de l'aire de diffusion pour chaque élève, tant pour son parcours primaire que secondaire. Le statut familial ainsi que le niveau de scolarité des parents sont représentés par des variables dichotomiques. Ainsi, pour toute aire de diffusion dont la moyenne pour la variable donnée est de 66 % des habitants ou plus, l'indicateur prend une valeur de 1. Par exemple, un enfant résidant dans une aire de diffusion où plus de 66 % des pères ne possèdent pas de diplôme d'études secondaires sera considéré comme provenant d'une famille dont le père n'a pas atteint ce niveau de scolarité. Ces indicateurs permettent de caractériser le milieu au sein duquel évolue l'enfant, et ce, de la manière la plus précise possible en fonction des données disponibles.

3.2 Variables

3.2.1 Variables réponses

Pour mesurer la réussite scolaire des élèves, un ensemble de variables réponses est pris en considération. Parmi celles-ci, certaines sont de nature quantitative et continue. Il s'agit des résultats obtenus par les élèves aux épreuves ministérielles, qui permettent de mesurer le niveau de compétences et d'apprentissage des élèves du Québec par le ministère de l'Éducation (Gouvernement du Québec, 2023). Ces épreuves sont passées en 4^e et 5^e secondaire et sont essentielles à l'obtention du diplôme d'études

⁷ La méthodologie de calcul de l'indice IMSE, basée sur les données de recensement de Statistique Canada, considère la proportion de ménages dont la mère est sans diplôme ni qualification, comptant pour deux tiers de l'indice, ainsi que la proportion de ménages dont les parents sont au chômage, comptant pour un tiers de l'indice (Ministère de l'Éducation, 2024).

secondaires⁸. Elles assurent au ministère de l'Éducation que tous les élèves sont évalués sur les mêmes critères et, ainsi, elles permettent la sanction des études. L'utilisation de ces résultats garantit un niveau élevé de comparabilité dans le cadre de notre analyse. Les épreuves retenues aux fins de cette étude évaluent les compétences en mathématique, en sciences, en histoire, en français, langue d'enseignement, ainsi qu'en anglais, langue seconde. Avant d'entamer leur quatrième année du secondaire, les élèves doivent choisir une spécialisation en mathématique et en sciences, et seront évalués au moyen d'une épreuve ministérielle spécifiquement conçue pour chacune de ces options. À noter que, pour l'épreuve de français, langue d'enseignement, et d'anglais, langue seconde, seuls les CSS francophones ont été retenus pour l'analyse.

- Mathématique
 - Mathématique : séquence *Culture, société et technique*
 - Mathématique : séquence *Sciences naturelles*
 - Mathématique : séquence *Technico-sciences*
- Sciences
 - Science et technologie – Théorie
 - Applications technologiques et scientifiques
- Histoire du Québec et du Canada
- Français, langue d'enseignement : Écriture
- Anglais, langue seconde

En parallèle, d'autres variables réponses ont été choisies, cette fois-ci dichotomiques, pour évaluer d'autres aspects liés à la réussite scolaire.

- Redoublement scolaire
 - Reprise d'une année au primaire
 - Reprise d'une année au secondaire
- Persévérance scolaire
 - Obtention d'un diplôme d'études secondaires
 - Obtention d'un diplôme autre ou de toute qualification
 - Sortie sans diplôme ni qualification

⁸ Pour plus d'informations relatives aux épreuves ministérielles, il est possible de consulter les documents d'information disponibles sur le site du gouvernement du Québec : <https://www.quebec.ca/education/prescolaire-primaire-et-secondaire/epreuves-ministerielles-evaluation-apprentissages/epreuves-ministerielles/documents-preparatoires/documents-information>.

L'obtention d'un diplôme d'études secondaires (DES) est considérée tant à la formation générale des jeunes (FGJ) qu'à la formation générale des adultes (FGA).

La variable relative à l'obtention d'un diplôme ou d'une qualification autre mesure l'obtention d'une qualification telle que le diplôme d'études professionnelles (DEP), l'attestation de spécialisation professionnelle (ASP), le certificat de formation à un métier semi-spécialisé (CFMS) ou le certificat de formation préparatoire au travail (CFPT).

Enfin, l'indicateur de sortie sans diplôme ni qualification à la formation générale des jeunes représente les élèves n'étant pas inscrits pour la prochaine année scolaire, que ce soit à la FGJ, à la FGA ou à la formation professionnelle ou collégiale, et n'ayant obtenu ni diplôme ni qualification. L'expression « sortie sans diplôme ni qualification » est plus précise que le terme « décrochage scolaire ». En effet, les informations concernant les élèves qui quittent l'école sans diplôme ou qualification ne peuvent être analysées de manière isolée par rapport aux autres raisons de cessation de scolarité, telles que l'émigration, la maladie ou même le décès (Gouvernement du Québec, 2024).

L'emploi de ces mesures permettra de fournir une évaluation plus nuancée de la réussite scolaire et aidera à la compréhension globale des trajectoires des élèves.

3.2.1 Variables exogènes

Dans le but d'estimer l'effet du programme, la variable dichotomique Passe-Partout est naturellement incluse dans cette analyse, prenant la valeur de 1 si l'enfant a suivi le programme et de 0 s'il n'y a pas participé. Pour optimiser l'estimation de l'effet de traitement et minimiser les risques de biais de sélection, des variables de conditionnement représentant diverses caractéristiques propres aux élèves et à leurs trajectoires sont incluses dans l'analyse. Celles-ci mesurent des aspects liés aux caractéristiques de l'enfant, à son environnement familial et socio-économique ainsi qu'à son parcours scolaire. Ces variables sont présentées et analysées dans les tableaux 3.3 et 3.4.

Dans le but de saisir diverses caractéristiques du milieu scolaire de l'élève, parfois observables et parfois non, ainsi que les circonstances entourant son parcours, des variables qualitatives ont été intégrées à l'analyse. Ces variables sont associées à l'année de la cohorte de l'élève ainsi qu'au CSS ou CS au sein desquels il a suivi sa scolarité tant au primaire qu'au secondaire.

L'inclusion d'un effet fixe par CSS ou CS primaire permet d'estimer l'hétérogénéité de l'effet de traitement. En effet, seulement 6 % des élèves de notre échantillon ayant participé à Passe-Partout ont changé de CSS ou CS au cours de leur primaire, ce qui nous permet de décortiquer l'effet de traitement selon le CSS ou la CS.

Une analyse statistique a été réalisée sur ces variables, tant sur les variables réponses que sur les variables exogènes, dans le but de fournir une description détaillée des caractéristiques et des trajectoires des élèves inclus dans l'échantillon de l'étude. Cette analyse a été menée de façon à fournir les moyennes de l'échantillon total ainsi que les moyennes basées sur le statut de participation au programme Passe-Partout.

3.3 Statistiques descriptives

Comme mentionné dans le Cadre d'organisation de Passe-Partout (Ministère de l'Éducation, 2003), seuls 45 CSS et CS ont choisi d'adopter le programme⁹¹⁰. Ainsi, l'échantillon pour cette analyse se limite aux cohortes d'enfants ayant fréquenté une école primaire affiliée à l'un de ces 45 CSS ou CS qui ont choisi d'implanter le programme Passe-Partout. En conséquence, cet échantillon représente six cohortes distinctes d'élèves, totalisant 162 466 enfants. De ces enfants, 42 832 ont participé au programme Passe-Partout, soit une proportion de 26,4 %. Ce choix de n'inclure que les CSS et CS offrant le programme est dicté par l'hypothèse de support commun¹¹ de la méthode économétrique retenue dans le cadre de cette étude. De plus, ce choix est motivé par le fait que les enfants des autres CSS et CS suivent un programme préscolaire distinct. Le fait de les inclure aux fins d'appariement pour cette étude conduirait à un contrefactuel composé d'enfants ayant reçu un autre traitement. Dans le cas des épreuves de français écrite (langue d'enseignement) et d'anglais (langue seconde), le nombre total d'élèves est de 151 936, dont 41 548 ont participé au programme Passe-Partout, soit une proportion de 27,3 %.

Les deux premiers tableaux de cette section offrent un aperçu statistique des variables réponses, représentant les mesures de réussite scolaire examinées dans cette étude. Le tableau 3.1 présente les statistiques descriptives des résultats aux épreuves ministérielles. Les moyennes obtenues par les élèves aux épreuves de mathématique de la séquence *Sciences naturelles* (SN) et de la séquence *Culture, société et technique* (CST) révèlent des écarts significatifs entre les groupes ayant suivi ou non le programme Passe-Partout (SN : 74,6 % contre 75,7 %; CST : 69,3 % contre 70,0 %), avec une différence statistiquement significative au seuil de 1 %. Cependant, pour l'épreuve de mathématique de la séquence *Technico-sciences* (TS), aucune différence statistiquement significative n'est observée, et ce, même au seuil de 10 %. En ce qui concerne les épreuves de sciences des deux séquences (*Science et technologie* [ST] et *Applications technologiques et scientifiques* [ATS]), le groupe d'élèves ayant participé à Passe-Partout obtient une moyenne statistiquement plus élevée que ceux qui n'y ont pas participé, avec une significativité de 1 % (ST : 73,4 % contre 73,0 %; ATS : 69,8 % contre 68,9 %). Il en va de même pour le résultat à l'épreuve d'histoire, alors que les élèves ayant participé au programme obtiennent en moyenne 72,6 %, contre 72,1 % pour ceux n'y ayant pas participé, soit une différence statistiquement significative au seuil de 1 %. Finalement, à l'instar des épreuves de mathématique de la séquence *Sciences naturelles* (SN) et profil *Culture, société et technique* (CST), les participants à Passe-Partout obtiennent, en moyenne, des résultats plus faibles en français, langue d'enseignement, et en anglais, langue seconde (français : 71,8 % contre 72,0 %; anglais : 77,9 % contre 78,5 %), et ce, avec un écart statistiquement significatif au seuil de 1 %.

⁹ Le système d'éducation québécois est composé de 61 centres de services scolaires, de 9 commissions scolaires anglophones et de 2 commissions scolaires à statut particulier, pour un total de 72 organisations (Fédération des centres de services scolaires du Québec, 2024).

¹⁰ Vous pouvez consulter la liste des 45 CSS et CS ciblés par cette étude à l'annexe C.

¹¹ L'hypothèse de support commun stipule que l'appariement peut être réalisé entre les individus ayant reçu le traitement et ceux ne l'ayant pas reçu, à condition que leur propension à être traité se situe dans la même fourchette de probabilité.

Tableau 3.1 – Statistiques descriptives des résultats aux épreuves uniques pour l'ensemble de l'échantillon ainsi que par statut de participation au programme Passe-Partout

Variables	Total	Part.	Non-part.	Écart
Moyenne (en %)				
Mathématique				
Mathématique : Culture, société et technique	69,8	69,3	70,0	***
Mathématique : Sciences naturelles	75,4	74,6	75,7	***
Mathématique : Technico-sciences	72,3	72,5	72,3	
Sciences				
Science et technologie – Théorie	73,1	73,4	73,0	***
Applications technologiques et scientifiques	69,2	69,8	68,9	***
Autres épreuves				
Histoire du Québec et du Canada	72,2	72,6	72,1	***
Français, langue d'enseignement : Écriture	72,0	71,8	72,0	***
Anglais, langue seconde	78,3	77,9	78,5	***
Seuils de significativité : *** p-value < 0,01, ** p-value < 0,05, * p-value < 0,1				

Le tableau 3.2, quant à lui, présente les statistiques descriptives des indicateurs liés au redoublement et à la persévérance scolaire. Il montre que les élèves ayant participé au programme Passe-Partout sont, en moyenne, moins susceptibles de reprendre au moins une année scolaire, tant au primaire (15,6 %) qu'au secondaire (27,4 %), comparativement aux élèves n'y ayant pas participé (17,0 % et 31,5 %). Le taux d'obtention du diplôme d'études secondaires (DES) à la formation générale des jeunes (FGJ) ou à la formation générale des adultes (FGA) ainsi que le taux d'obtention d'un diplôme ou d'une certification autre sont tous deux plus élevés pour les élèves ayant participé au programme Passe-Partout (68,8 % et 11,9 %) que pour les élèves n'y ayant pas participé (66,5 % et 10,2 %). De manière similaire, le taux de sortie sans diplôme ni qualification est de 10,4 % pour les élèves n'ayant pas participé au programme contre 8,4 % pour ceux y ayant participé. Toutes ces moyennes entre les deux groupes présentent des différences significatives au seuil de 1 %.

Tableau 3.2 – Statistiques descriptives des variables dichotomiques mesurant la réussite scolaire pour l'ensemble de l'échantillon ainsi que par statut de participation au programme Passe-Partout

Variables	Total	Part.	Non-part.	Écart
(en % des observations)				
Taux de redoublement scolaire				
Redoublement au primaire	16,6	15,6	17,0	***
Redoublement au secondaire	30,4	27,4	31,5	***
Persévérance scolaire				
Taux d'obtention d'un DES	67,1	68,8	66,5	***
Taux d'obtention d'une qualification autre	10,7	11,9	10,2	***
Taux de sortie sans diplôme ni qualification	10,0	8,4	10,4	***
Seuils de significativité : *** p-value < 0,01, ** p-value < 0,05, * p-value < 0,1				

La comparaison directe des statistiques descriptives liées aux mesures de réussite scolaire ne tient pas compte des caractéristiques propres aux élèves, à leur milieu familial et socio-économique ainsi qu'à leurs parcours scolaires respectifs. Les tableaux 3.3 et 3.4 brossent le portrait des enfants, tant pour la totalité de l'échantillon que pour le statut de participation au programme Passe-Partout.

Les statistiques du tableau 3.3 montrent qu'au sein du groupe d'élèves ayant participé à Passe-Partout, une moins grande proportion est née à l'étranger (1,2 %) qu'au sein du groupe n'y ayant pas participé (2,5 %). Les enfants y ayant participé ont également en plus grande majorité le français comme langue maternelle (97,7 %) que ceux n'ayant pas suivi le programme (92,3 %). Ces écarts sont statistiquement significatifs au seuil de 1 %. La proportion de filles et de garçons est similaire pour les deux groupes d'enfants. Le nombre d'élèves nés au 3^e trimestre, soit les plus jeunes de cohorte, est légèrement plus élevé pour le groupe d'enfants n'ayant pas participé au programme (25,5 % contre 25,1 %), un écart significatif au seuil de 10 %.

Le portrait socio-économique des enfants, mesuré par les indicateurs créés sur la base des moyennes par aire de diffusion de Statistique Canada (Statistique Canada, 2021), montre des différences statistiquement significatives entre les deux groupes d'enfants. En effet, les statistiques descriptives de ces indicateurs montrent que les enfants ayant suivi le programme Passe-Partout sont désavantagés en moyenne sur le plan socio-économique comparativement aux enfants du groupe de non-participants au programme. La sous-scolarisation des mères est plus importante chez les participants au programme Passe-Partout alors que 20,3 % d'entre elles ne possèdent aucun diplôme ni qualification, comparativement à 16,6 % pour les mères des enfants non participants. Cependant, la proportion de pères ne possédant aucun diplôme ni qualification est similaire pour les participants et les non-participants (27,2 % et 27,6 %). Le tableau montre également que le niveau de scolarité maximal atteint par les parents est plus favorable pour les non-participants alors que 10,3 % des pères et 6,3 % des mères de ces derniers détiennent un diplôme

d'études universitaires, contre seulement 5,7 % des pères et 2,7 % des mères des participants. Les parents des participants sont cependant proportionnellement plus nombreux à avoir atteint le niveau collégial alors que 41,2 % des pères et 40,6 % des mères détiennent un diplôme d'études collégiales, contre 39,7 % des pères et 31,7 % des mères des non-participants. Les participants au programme sont également, en moyenne, issus de milieux dont le revenu familial est plus faible (69 816 \$) que celui des non-participants (77 987 \$). Il est à noter que le statut familial montre une plus faible proportion de foyers dont la mère est cheffe de famille monoparentale chez les enfants ayant suivi le programme (2,0 %) que chez ceux ne l'ayant pas suivi (2,8 %). L'implication et la présence requise des parents dans le cadre du programme Passe-Partout pourraient avoir une incidence sur cette différence, puisqu'elles rendent moins accessible le programme pour une mère de famille monoparentale.

Tableau 3.3 – Statistiques descriptives des caractéristiques et des facteurs socio-économiques pour l'ensemble de l'échantillon ainsi que par statut de participation au programme Passe-Partout

Variables	Total	Part.	Non-part.	Écart
Caractéristiques des élèves				
% de filles	48,6	48,8	48,6	
% nés à l'étranger	2,1	1,2	2,5	***
% nés au 3 ^e trimestre	25,4	25,1	25,5	*
% dont le français est la langue maternelle	93,6	97,7	92,3	***
Indicateurs socio-économiques (basés sur les moyennes des aires de diffusion)				
% dont la mère ne possède aucun diplôme	17,5	20,3	16,6	***
% dont le père ne possède aucun diplôme	27,4	27,2	27,6	
% dont la mère est cheffe monoparentale	2,6	2,0	2,8	***
% dont la mère possède un diplôme collégial	34,0	40,6	31,7	***
% dont le père possède un diplôme collégial	40,1	41,2	39,7	***
% dont la mère possède un diplôme universitaire	5,4	2,7	6,3	***
% dont le père possède un diplôme universitaire	9,1	5,7	10,3	***
Revenu moyen du ménage (en \$)	75 833	69 816	77 987	***
Seuils de significativité : *** p-value < 0,01, ** p-value < 0,05, * p-value < 0,1				

Comme présenté dans le tableau 3.4, la trajectoire scolaire moyenne des élèves issus des deux groupes diffère, présentant des écarts de moyenne étant tous significatifs, et ce, au seuil de 1 %. Tout d'abord, les élèves du groupe participant sont proportionnellement moins nombreux à avoir participé à un programme d'enrichissement ou à un programme agréé, et ce, tant au primaire qu'au secondaire. En effet, les élèves du groupe Passe-Partout ont participé à un programme d'enrichissement dans une proportion de 2,5 % au primaire et de 13,7 % au secondaire, comparativement à 4,2 % et à 17,2 % pour

les non-participants. Ils sont, dans le même ordre d'idée, 1,5 % au primaire et 10,7 % au secondaire à avoir participé à un programme agréé, contre 2,3 % au primaire et 16,6 % au secondaire pour les non-participants.

La variable dichotomique de changement d'établissement scolaire est un indicateur permettant de capter certains éléments perturbateurs dans le parcours d'un jeune. Selon cet indicateur, les élèves n'ayant pas participé au programme y auraient été plus confrontés. Les élèves n'ayant pas participé au programme Passe-Partout ont effectué au moins un changement d'établissement scolaire en plus grande proportion, tant au primaire (43,7 %) qu'au secondaire (40,1 %), comparativement aux enfants participants (35,0 % et 31,8 %). La distribution du nombre de changements d'établissement par cycle scolaire est présentée dans la figure 3.1 et montre une cohérence avec l'indicateur dichotomique du redoublement scolaire au primaire ainsi que celui au secondaire.

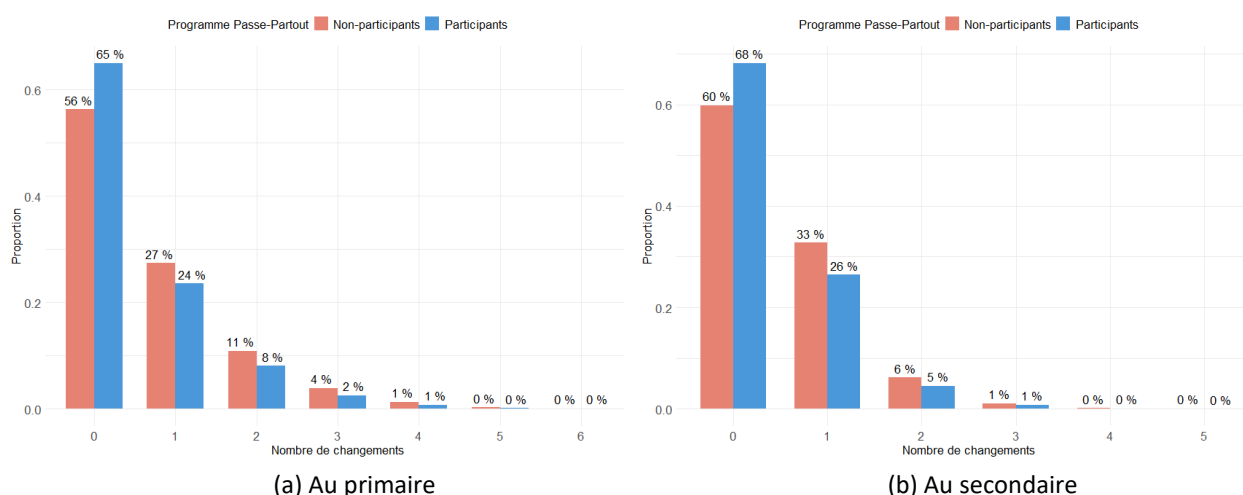


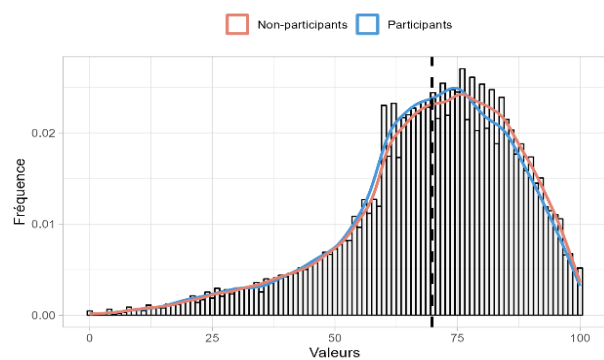
Figure 3.1 – Distribution de la proportion d'élèves ayant changé d'établissement scolaire – selon le statut de participation à Passe-Partout

Les non-participants au programme sont proportionnellement plus nombreux à suivre un plan d'intervention en raison de difficultés d'apprentissage, tant au primaire (29,3 %) qu'au secondaire (33,4 %), comparativement aux élèves du groupe Passe-Partout (26,3 % et 31,7 %). De plus, la proportion d'élèves en situation de handicap est plus élevée au sein du groupe de non-participants, tant au primaire (4,5 %) qu'au secondaire (4,8 %), comparativement au groupe de participants (3,7 % et 3,9 %). Finalement, de manière cohérente avec le portrait socio-économique ainsi que le Cadre organisationnel de Passe-Partout (Ministère de l'Éducation, 2003), les enfants participants au programme fréquentent des établissements scolaires dont l'indice de milieu socio-économique (IMSE) moyen est plus élevé (primaire : 17,4; secondaire : 14,2) que l'IMSE moyen des établissements fréquentés par les enfants n'ayant pas suivi le programme (primaire : 13,9; secondaire : 11,7).

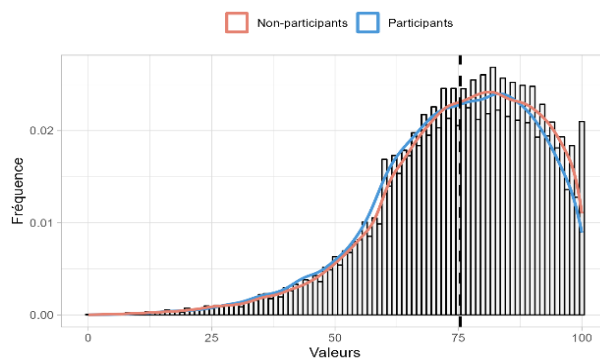
Tableau 3.4 – Statistiques descriptives des variables liées à la trajectoire scolaire pour l'ensemble de l'échantillon ainsi que par statut de participation au programme Passe-Partout

Variables	Total	Part.	Non-part.	Écart
Nombre d'élèves	162 466	42 832	119 634	–
Trajectoire primaire				
(en % des observations)				
Maternelle 4 ans demi-temps	3,2	0	4,4	***
Programme d'enrichissement	3,7	2,5	4,2	***
Programme agréé	2,1	1,5	2,3	***
Changement d'école (au moins une fois)	41,4	35,0	43,7	***
Plan d'intervention pour élève en difficulté	28,6	26,3	29,3	***
Élève avec handicap et plan d'intervention	4,3	3,7	4,5	***
Trajectoire secondaire				
(en % des observations)				
Programme d'enrichissement	16,3	13,7	17,2	***
Programme agréé	15,1	10,7	16,6	***
Changement d'école (au moins une fois)	37,9	31,8	40,1	***
Plan d'intervention pour élève en difficulté	33,0	31,7	33,4	***
Élève avec handicap et plan d'intervention	4,5	3,9	4,8	***
Indicateurs liés à l'établissement scolaire le plus fréquenté				
IMSE établissement primaire	14,8	17,4	13,9	***
IMSE établissement secondaire	12,4	14,2	11,7	***
Seuils de significativité : *** p-value < 0,01, ** p-value < 0,05, * p-value < 0,1				

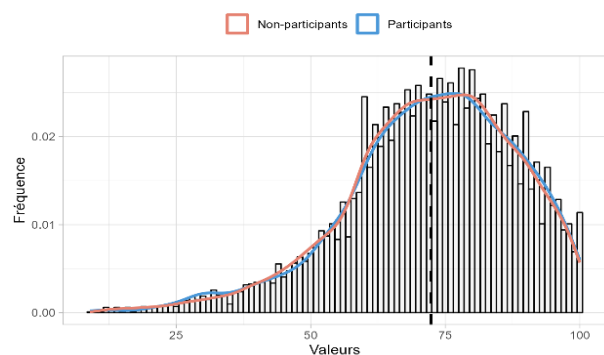
Les statistiques descriptives mettent en lumière des différences marquées entre les participants et les non-participants au programme Passe-Partout. Ce déséquilibre sera pris en compte dans l'approche méthodologique choisie, de manière à minimiser le risque de biais lors de l'estimation de l'effet de traitement du programme Passe-Partout. Cette approche prendra également en considération les caractéristiques spécifiques aux variables utilisées en vue de mesurer la réussite scolaire des élèves. La figure 3.2 présente la distribution des résultats aux épreuves ministérielles, sur une échelle de 0 à 100 % sur l'axe des abscisses. La fréquence de chaque valeur est représentée sur l'axe des ordonnées. La ligne verticale pointillée indique la moyenne pour l'échantillon total. La fréquence est présentée pour l'ensemble de l'échantillon, accompagnée de la densité pour les groupes des participants et des non-participants au programme Passe-Partout. Finalement, la figure 3.3 présente les taux de reprise d'au moins une année scolaire au primaire et au secondaire, et les taux liés à la persévérance scolaire, soit l'obtention d'un diplôme d'études secondaires ou d'une qualification autre ainsi que le taux de sortie sans diplôme ni qualification, et ce, selon le statut de participation au programme Passe-Partout.



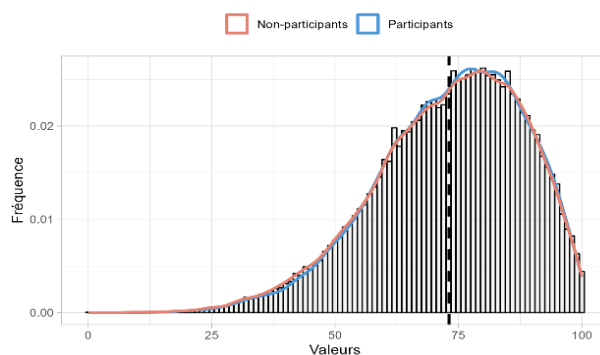
(a) Mathématique : CST



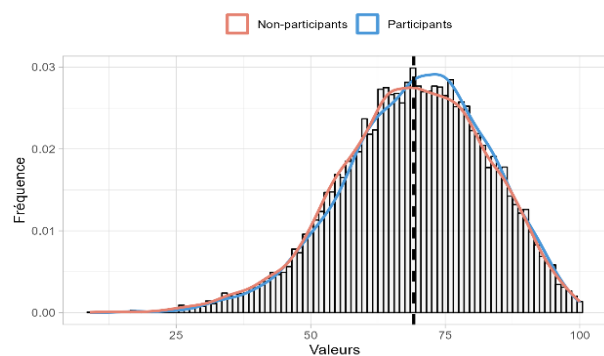
(b) Mathématique : SN



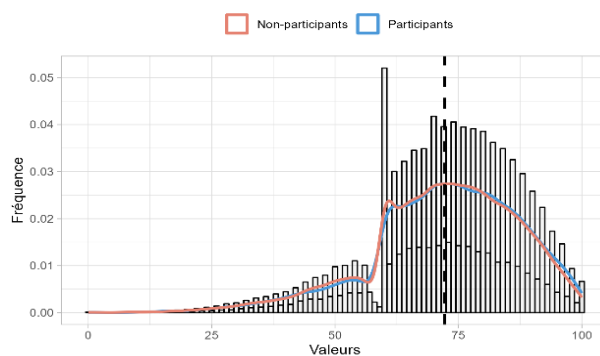
(c) Mathématique : TS



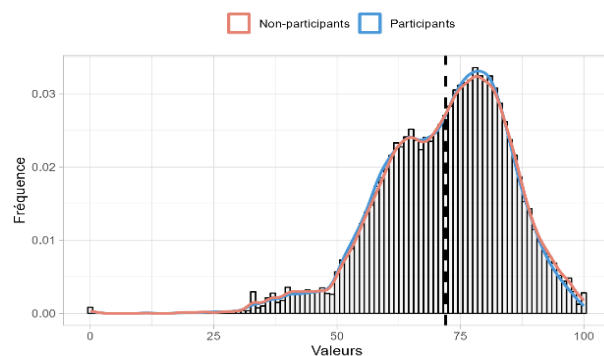
(d) Science et technologie – Théorie



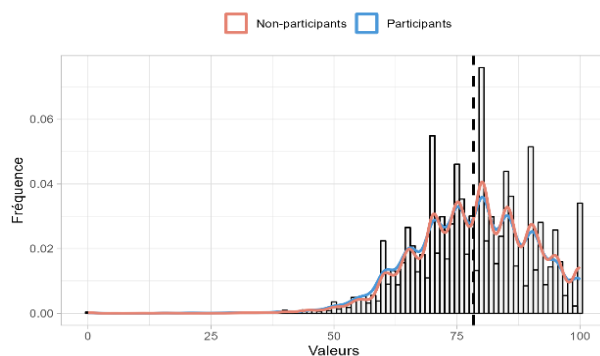
(e) Applications technologiques et scientifiques



(f) Histoire

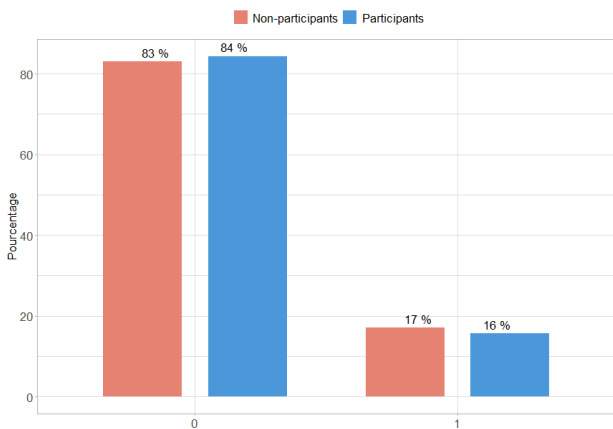


(g) Français, langue d'enseignement : Écriture

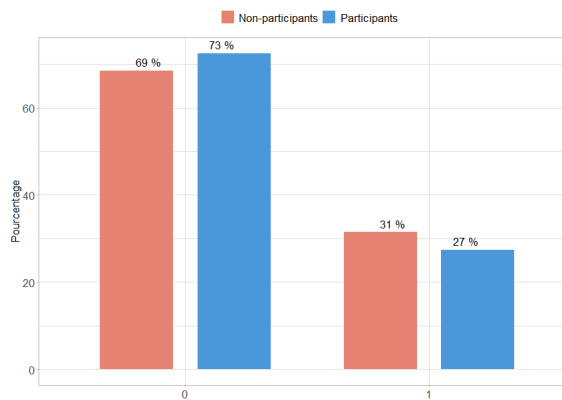


(h) Anglais, langue seconde

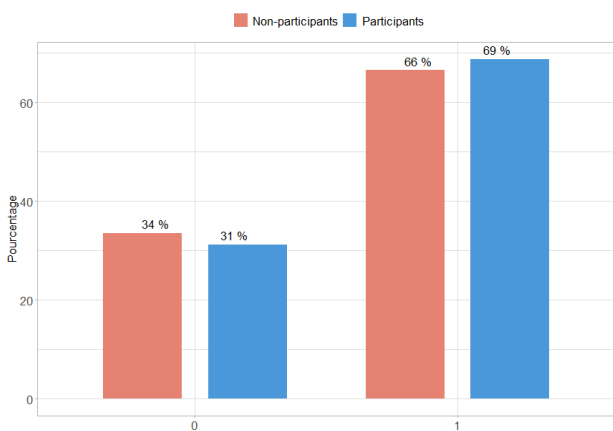
Figure 3.2 – Distribution et moyenne des résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire – selon le statut de participation à Passe-Partout



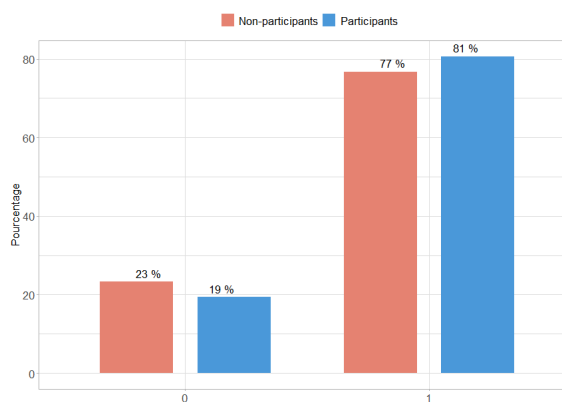
(a) Taux de reprise d'au moins une année scolaire
– Au primaire



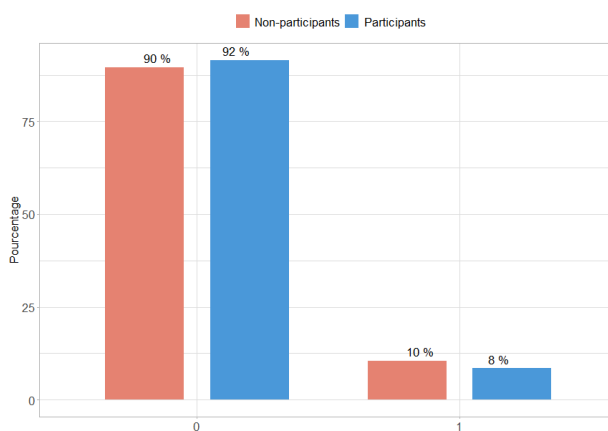
(b) Taux de reprise d'au moins une année scolaire
– Au secondaire



(c) Taux d'obtention d'un DES



(d) Taux d'obtention d'un diplôme ou de toute autre
qualification



(e) Taux de sortie sans diplôme ni qualification

Figure 3.3 – Redoublement et persévérance scolaire selon le statut de participation à Passe-Partout

Chapitre 4 – Méthodologie

La présente étude se concentre sur l'estimation de l'effet du programme Passe-Partout sur la réussite scolaire des élèves. L'objectif est d'établir le lien causal entre la participation au programme et diverses mesures de réussite, notamment les résultats aux épreuves ministérielles, la reprise d'une année scolaire et l'obtention d'un diplôme ou d'une autre qualification. Cependant, cette étude repose sur des données observationnelles plutôt que sur des données expérimentales, ce qui complique la détermination de l'effet causal du programme Passe-Partout sur la réussite scolaire. Comme le révèle l'analyse statistique menée dans la section précédente, les élèves du groupe participant au programme présentent des caractéristiques statistiquement distinctes. Il est ainsi possible que le choix de participer au programme soit guidé par les caractéristiques des individus et ne soit donc pas le fruit du hasard. Par conséquent, une partie des effets observés pourraient être attribués de manière erronée au programme, alors qu'ils sont en réalité attribuables aux différences inhérentes à ces caractéristiques. Il s'agit du problème de sélection propre aux études observationnelles, qui sera central à la méthodologie retenue (Imbens et Woolridge, 2009).

Outre les caractéristiques observables, il est possible que des facteurs inobservables influent sur l'une ou l'autre des mesures de réussite scolaire, tout en étant également corrélés avec le traitement, à savoir la participation à Passe-Partout. Cette sélection sur les facteurs inobservables constitue un risque de biais d'endogénéité sur les estimations de l'effet du traitement (Imbens et Woolridge, 2009). Pour surmonter ces complexités, le cadre méthodologique adopté tient compte du caractère non aléatoire de l'attribution du traitement, en l'occurrence le programme Passe-Partout, et s'assure de la robustesse des estimations quant aux potentiels biais sur les facteurs inobservables.

Dans cette section, il sera d'abord question de l'inférence causale, laquelle sera suivie de la présentation de la méthode proposée : l'appariement par score de propension. Cette méthode permet de redresser les données pour que le groupe d'élèves n'ayant pas participé au programme puisse représenter un groupe témoin adéquat pour l'estimation du traitement. Les hypothèses sous-jacentes à cette méthode seront également exposées. Pour évaluer la robustesse des estimations obtenues quant aux facteurs inobservables, cette étude fera appel à la méthode des forêts causales, laquelle sera également détaillée dans cette même section.

4.1 L'inférence causale et l'évaluation de programme

L'évaluation de programme, que ce soit dans le domaine de l'éducation ou autre, peut être abordée au moyen d'études expérimentales. Cependant, elle se heurte à des défis particuliers lorsqu'elle repose sur des données administratives qui n'ont pas fait l'objet d'une assignation aléatoire du traitement.

Pour résoudre ce problème d'identification de la causalité dans de telles circonstances, Rubin (1974) propose un cadre d'analyse fondé sur le principe du résultat potentiel, également connu sous le nom du « modèle causal de Rubin ». Ce modèle conceptualise deux états du monde distincts pour un individu i :

le premier état, l'état factuel, correspond à la situation où l'individu reçoit le traitement, tandis que le second état, qualifié d'état contrefactuel, représente la situation où cet individu ne reçoit pas le traitement, ou vice-versa. La différence entre ces deux états du monde constitue donc l'effet causal recherché. Cependant, étant donné l'impossibilité d'observer simultanément les états factuels et contrefactuels, la détermination de l'effet de traitement représente un défi. La difficulté majeure de l'inférence causale réside donc dans l'impossibilité d'observer simultanément les deux états du monde, d'où le recours à des concepts tels que l'espérance et l'effet de traitement moyen.

En s'appuyant sur ce modèle ainsi que sur les travaux de Heckman, LaLonde et Smith (1999), cette étude développe le problème de l'identification de l'effet causal du traitement. L'analyse se fonde sur le cas de chaque élève i , issu de l'échantillon de n élèves ($i \in \{1, 2, \dots, n\}$). Parmi ces n élèves, certains ont participé au programme Passe-Partout, tandis que d'autres non, de sorte que T_i , la variable liée au programme, prend les valeurs suivantes :

$$T_i = \begin{cases} 1, & \text{si l'élève a participé au programme Passe - Partout} \\ 0, & \text{autrement} \end{cases}$$

Nous nous intéressons donc à l'une des mesures de réussite scolaire d'un élève Y_i et à l'impact relatif à la participation ou non au programme T_i sur ce résultat observé :

$$Y_i = T_i Y_i^1 + (1 - T_i) Y_i^0. \quad (4.1)$$

Dans ce contexte, le résultat observé s'écrit Y_i^1 si l'élève a participé à Passe-Partout, et Y_i^0 s'il n'y a pas participé. L'effet causal δ_i du programme pour l'élève i est donc défini comme étant la différence dans le résultat observé lorsque l'élève i a participé au programme Y_i^1 et, lorsqu'il n'y a pas participé, Y_i^0 :

$$\delta_i = Y_i^1 - Y_i^0, \quad (4.2)$$

et donc :

$$Y_i = Y_i^0 + \delta_i T_i. \quad (4.3)$$

L'hypothèse de stabilité de la valeur de l'unité de traitement

Afin de s'assurer de cette relation, on doit poser l'hypothèse SUTVA (*Stable Unit Treatment Value Assumption*), ou hypothèse de stabilité de la valeur de l'unité de traitement (Imbens et Rubin, 2015). Cette hypothèse implique qu'un seul résultat potentiel est observé pour chaque élève i et que ce résultat est uniquement lié à son statut de participation au programme, et non à celui des autres élèves. Cette considération est jugée raisonnable dans le contexte de Passe-Partout.

L'estimation de l'effet δ_i du programme s'avère un défi majeur en raison de l'inobservabilité simultanée des deux résultats potentiels pour un même élève i . En l'absence d'un contrefactuel pour l'élève lui-même, sur lequel baser l'estimation, il devient impossible de mesurer l'effet du programme.

Pour surmonter cette limitation, l'analyse se tourne vers l'espérance mathématique de l'effet du programme Passe-Partout, observé sur un nombre significatif d'élèves. En d'autres termes, nous nous intéressons à l'effet moyen du traitement (*average treatment effect* ATE). Comme montré dans l'analyse statistique, l'échantillon d'intérêt rassemble un nombre élevé d'enfants ayant participé au programme ainsi que d'enfants n'y ayant pas participé. Ainsi, l'effet moyen de traitement s'écrit :

$$ATE = E(\delta_i) = E(Y_i^1 - Y_i^0) = E(Y_i^1) - E(Y_i^0). \quad (4.4)$$

L'effet moyen de traitement requiert également d'observer l'état actuel et contrefactuel pour l'individu i . Toujours basé sur la notion d'espérance, l'effet de traitement pour les élèves ayant participé au programme (*average treatment on the treated* ATT) s'écrit :

$$ATT = E(\delta_i | T_i = 1) = E(Y_i^1 | T_i = 1) - E(Y_i^0 | T_i = 1). \quad (4.5)$$

Il s'agit donc de la différence entre l'espérance du résultat Y_i des élèves ayant participé au programme $E(Y_i^1 | T_i = 1)$ et l'espérance du résultat de ces mêmes élèves s'ils n'y avaient pas participé $E(Y_i^0 | T_i = 1)$. Cette dernière expression est également basée sur des états inobservables simultanément.

En supposant un contexte où le programme Passe-Partout n'existe pas, on pose l'hypothèse que le résultat observé Y_i est le même tant pour les élèves du groupe de participants que pour ceux du groupe de non-participants, soit $E(Y_i^0 | T_i = 1) = E(Y_i^0 | T_i = 0)$. Le contrefactuel du groupe d'élèves ayant participé au programme Passe-Partout est le groupe n'y ayant pas participé, et l'estimation de l'effet moyen du programme sur les participants peut s'écrire :

$$ATT = \hat{\delta} = E(\delta_i | T_i = 1) = E(Y_i^1 | T_i = 1) - E(Y_i^0 | T_i = 0). \quad (4.6)$$

Toutefois, l'hypothèse selon laquelle $E(Y_i^0 | T_i = 1) = E(Y_i^0 | T_i = 0)$ s'avère forte, car les caractéristiques des élèves participants et non participants diffèrent statistiquement. Autrement dit, la décision de suivre le programme ou non n'est pas purement aléatoire, mais plutôt liée aux caractéristiques observables et non observables de l'enfant. En effet, il semble justifié de supposer que l'assignation du traitement dans le cas du programme Passe-Partout n'est pas aléatoire (Santarossa et Blais, 2018).

Considérons le vecteur X_i , qui contient les caractéristiques individuelles de chaque élève i . L'omission des différences significatives de caractéristiques entre les enfants du groupe de participants et celles du groupe de non-participants pourrait entraîner un biais de sélection dans l'estimation de l'effet de traitement $\hat{\delta}$. Ce biais reflète la disparité dans les résultats moyens entre les deux groupes d'enfants dans un scénario où le programme Passe-Partout n'est pas offert. Si, en moyenne, les enfants ayant participé au programme obtenaient des résultats éducatifs plus élevés sans l'existence du programme, alors ne pas prendre en considération les caractéristiques inhérentes aux deux groupes conduirait à une surestimation de l'effet de traitement.

L'hypothèse d'indépendance conditionnelle

L'hypothèse d'indépendance conditionnelle (HIC), proposée par Rosenbaum et Rubin (1983), permet de supposer que le choix de participer ou non au programme Passe-Partout est indépendant du résultat, soit la mesure de réussite scolaire, conditionnellement aux caractéristiques observées de l'enfant. Cette hypothèse est cruciale pour éviter le biais de sélection. Autrement dit, l'HIC stipule que :

$$T \perp Y^0 \mid X. \quad (4.7)$$

Cette hypothèse soutient que $E(Y_i^0 \mid T_i = 1, X) = E(Y_i^0 \mid T_i = 0, X)$ et permet donc l'estimation de l'effet moyen du programme sur les participants (ATT) :

$$ATT = \hat{\delta} = E(\delta_i \mid T_i = 1, X) = E(Y_i^1 \mid T_i = 1, X) - E(Y_i^0 \mid T_i = 0, X). \quad (4.8)$$

Toutefois, l'HIC constitue une hypothèse forte et impossible à valider empiriquement dans le cadre d'analyses basées sur des données observationnelles. En réalité, le processus d'attribution du traitement, tel que le choix de participer à un programme, n'est généralement pas aléatoire; il s'agit plutôt d'une décision influencée par les caractéristiques propres à chacun, ses motivations et son désir d'optimiser son résultat. Cette décision est donc intrinsèquement liée à des variables inobservables ou difficilement mesurables. De telles variables peuvent non seulement influencer la décision de participer au programme, mais également avoir un impact sur les résultats éducatifs de l'enfant, ce qui introduit un risque de biais d'endogénéité dans l'estimation de l'effet de traitement.

Tout d'abord, pour estimer l'effet causal du programme Passe-Partout dans le contexte des données observationnelles, il est impératif de considérer l'utilisation de méthodes économétriques pour atténuer le risque de biais de sélection et obtenir des estimations causales valides. Cette étude se fonde donc sur l'utilisation de la méthode d'appariement par score de propension de façon à émuler le caractère aléatoire d'une expérience randomisée, ce qui permet l'identification de l'effet causal du programme Passe-Partout. Cette méthode permet d'éliminer les potentiels biais de sélection liés aux différences dans les facteurs observables entre les enfants traités et non traités.

Néanmoins, comme mentionné, l'hypothèse selon laquelle l'appariement basé sur les facteurs observables ait permis d'éliminer la sélection sur les facteurs inobservables pourrait être remise en question. Il pourrait être possible de soupçonner qu'il subsiste le risque que des facteurs inobservables influencent la décision de participer au programme Passe-Partout, tout en ayant une incidence sur la réussite scolaire. Cette sélection sur les facteurs inobservables crée de l'endogénéité et peut biaiser l'estimation de l'effet de traitement. Par conséquent, l'analyse fera appel à des algorithmes d'apprentissage automatique, sous la forme de forêts aléatoires causales, de manière à assurer la robustesse des résultats face aux potentiels biais d'endogénéité liés aux facteurs inobservables.

4.2 L'appariement par score de propension

L'attribution du traitement dans le cas de la présente étude n'étant pas aléatoire, les méthodes basées sur les expériences randomisées sont d'entrée de jeu éliminées. Dans une telle situation, il est possible de recourir à une méthodologie permettant de répliquer une assignation aléatoire du traitement, ce qui élimine les biais de sélection (Rosenbaum et Rubin, 1983; Imbens et Woolridge, 2009). L'appariement par score de propension permet l'identification de la causalité sans le recours à une assignation aléatoire du traitement dans l'échantillon. Cette approche permet d'équilibrer l'échantillon pour comparer des individus similaires sur la base des caractéristiques utilisées pour l'appariement. Une solution de rechange, connue sous le nom de « méthode de Heckman », est employée dans certains contextes pour prendre en compte la sélection sur des variables inobservables. Cependant, cette approche requiert la formulation d'hypothèses paramétriques importantes ainsi que l'introduction d'une variable d'identification qui est associée au traitement, mais qui n'affecte pas le résultat. Sans cette condition, le problème de colinéarité se pose. L'appariement par score de propension a été privilégié dans cette étude en raison de son caractère non paramétrique et de sa capacité à fonctionner sans nécessiter l'utilisation d'une variable d'identification. Contrairement à d'autres approches, cette méthode n'exige pas de spécification de modèle pour la sélection dans l'échantillon et ne repose pas sur l'hypothèse de normalité des données.

Cependant, l'appariement par score de propension repose sur deux hypothèses importantes : l'hypothèse d'indépendance conditionnelle (HIC) et l'hypothèse de support commun (Imbens et Woolridge, 2009).

L'hypothèse d'indépendance conditionnelle

L'HIC, comme discutée précédemment, stipule que le choix de participer au programme Passe-Partout est indépendant du résultat éducatif mesuré, et ce, conditionnellement aux caractéristiques des enfants que l'on trouve dans le vecteur X :

$$T \perp Y^0 \mid X. \quad (4.9)$$

C'est sur la base de cette hypothèse qu'il est possible d'affirmer que, sans l'existence du programme, le résultat éducatif d'un élève i est indépendant de la participation au programme, et ce, conditionnellement aux caractéristiques, ou encore :

$$E(Y_i^0 \mid T_i = 1, X) = E(Y_i^0 \mid T_i = 0, X). \quad (4.10)$$

Ce sera sur la base de ces facteurs observables que l'échantillon sera rééquilibré de façon à obtenir un groupe traitement et un groupe témoin comparables en moyenne.

L'hypothèse de support commun

La deuxième hypothèse suppose qu'il est possible, sur la base des caractéristiques observables X , d'associer chaque participant à un élève non participant similaire. Considérant la dimension élevée que peut prendre le vecteur X , il peut s'avérer complexe d'apparier les élèves sur cet ensemble de caractéristiques. La notion de score de propension, présentée par Rosenbaum et Rubin (1983), renvoie à la probabilité pour un individu i de recevoir le traitement, basée sur les caractéristiques du vecteur X :

$$P = P(T = 1 | X). \quad (4.11)$$

Cette probabilité s'estime en appliquant un modèle de régression logistique ou un modèle probit qui permet de modéliser la participation au programme Passe-Partout, soit une variable binaire, en fonction des caractéristiques du vecteur X . Les auteurs proposent d'apparier les élèves participants et non participants sur la base de ce score. On dira donc que l'HIC devient :

$$T \perp Y^0 | P(X). \quad (4.12)$$

La deuxième hypothèse, basée sur le score de propension, est la suivante :

$$0 < P(T = 1 | X) < 1. \quad (4.13)$$

L'hypothèse de support commun peut se valider par la distribution du score de propension au sein du groupe de participants et de non-participants. La validation de cette hypothèse est présentée dans le contexte de cette étude à la figure 5.1 de la section couvrant les résultats.

Grâce à ces deux hypothèses, l'estimation de l'effet de traitement $\hat{\delta}$, comme présenté dans la section précédente, est possible (Imbens et Wooldridge, 2009) :

$$\hat{\delta} = E(Y_i^1 | X_i) - E(Y_i^0 | X_i), \quad (4.14)$$

$$\hat{\delta} = E(Y_i^1 | P(X_i)) - E(Y_i^0 | P(X_i)), \quad (4.15)$$

$$\hat{\delta} = E(Y_i | T_i = 1, P(X_i)) - E(Y_i | T_i = 0, P(X_i)). \quad (4.16)$$

Pour estimer $\hat{\delta}$, il est essentiel que la méthode surpasse la simple régression linéaire effectuée entre les participants et les non-participants. L'appariement par score de propension, comme son nom l'indique, repose sur la propension de l'élève i à participer au programme. Conformément à la démonstration de Rosenbaum et Rubin (1983), il est possible d'apparier chaque élève du groupe de participants avec un élève du groupe de non-participants, ce qui permet une réplique synthétique de la randomisation par la création d'un groupe témoin.

Le processus de sélection des variables d'appariement doit être soigneusement conçu pour refléter le contexte et le parcours de l'élève avant le programme. Il est crucial d'inclure tous les facteurs pertinents influençant la propension à participer au programme pour minimiser le risque de biais dans l'estimation de l'effet de traitement (Heckman, Ichimura et Todd, 1997). Il est nécessaire de prendre en compte toute

information pertinente et non influencée par la participation au programme lors du calcul du score de propension, tout en veillant à éviter une surparamétrisation du modèle qui pourrait compromettre l'hypothèse de support commun (Bryson, Dorsett et Purdon, 2002; Caliendo et Kopeinig, 2008). Bien que diverses approches soient proposées dans la littérature pour guider le choix des variables d'appariement, une compréhension approfondie du domaine et du programme étudié est indispensable. De plus, comme le soulignent Augurzky et Schmidt (2001), l'objectif premier de l'appariement est de permettre la création d'un groupe témoin équilibré en fonction des variables retenues.

L'appariement entre les élèves se base sur la notion de distance entre les scores de propension de ces derniers. Alors que différents algorithmes d'appariement existent pour traiter cette notion de distance, cette étude se base sur celui du plus proche voisin (*Nearest-Neighbour Matching*). Selon cette approche, pour chaque élève participant, l'élève non participant dont le score de propension est le plus proche agira à titre de contrefactuel.

L'appariement par score de propension est une méthode utilisée dans l'évaluation de programme, d'abord dans l'évaluation de programmes liés au marché du travail (Heckman, Ichimura et Todd, 1997), puis dans une multitude d'autres domaines, tels que les domaines pharmaceutique, bancaire ou financier (Caliendo et Kopeinig, 2008), et également au Québec, dans le domaine de l'éducation (Haeck, Lacroix et Santarossa, 2022).

Afin d'appliquer la méthode, Caliendo et Kopeinig (2008) proposent une démarche en cinq étapes :

- Estimer la propension à la participation au programme;
- Sélectionner l'algorithme d'appariement;
- Valider l'hypothèse de support commun;
- Évaluer la qualité de l'appariement;
- Estimer l'effet de traitement et mener une analyse de sensibilité (hypothèse d'indépendance conditionnelle/sélection sur les observables).

En vue d'estimer l'effet du programme Passe-Partout, une régression linéaire des notes aux épreuves ministérielles sera effectuée à partir de l'échantillon apparié. Le modèle probit sera utilisé pour estimer l'effet causal de Passe-Partout sur les résultats binaires, soit la reprise d'une année scolaire au primaire ou au secondaire ainsi que pour les résultats liés à la persévérance scolaire.

Il demeure toutefois difficile d'affirmer avec certitude que l'appariement basé sur les facteurs observables ait complètement éliminé les problèmes potentiels de sélection. Le risque de biais d'endogénéité lié à des facteurs inobservables persiste, c'est pourquoi cette étude fera appel aux méthodes d'apprentissage automatique causal.

4.2.1 Variables d'interaction et hétérogénéité de l'effet de traitement

Pour capter l'hétérogénéité de l'effet de traitement, il est possible de le faire varier en fonction d'un facteur du vecteur X_i et ce, en introduisant une variable d'interaction entre ce dernier et la variable de traitement T_i . Le concept de variable d'interaction permet d'estimer de quelle manière l'influence d'une variable donnée change selon la valeur d'une autre variable dite de « modération » (Fisher, 1926). Dans le cadre de cette étude, nous examinons la manière dont l'effet de Passe-Partout varie selon le centre de services scolaire (CSS) ou commission scolaire (CS) au sein duquel l'élève a fait son parcours scolaire primaire. Il est possible de le faire en introduisant une variable d'interaction entre la participation à Passe-Partout T_i et le CSS ou CS primaire C_i extrait du vecteur X_i , comme suit¹² :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 T_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k C_{ki} + \sum_{k=1}^K \delta_k (T_i * C_{ki}) + \mathbf{X}_i \boldsymbol{\theta} + u_i. \quad (4.17)$$

où k correspond au k^e CSS avec $K = 44$, et $C_{ki} = 1$ lorsque l'élève i fréquente le CSS $_k$.

L'équation 4.17 permet d'estimer cette variation dans l'effet de traitement. Comme dans l'interprétation des variables d'interaction entre deux variables qualitatives, β_1 représente l'effet du programme pour les élèves ayant fréquenté le CSS de référence, soit le premier de la liste. L'effet de Passe-Partout pour les élèves des autres CSS s'obtient par la somme de l'estimateur de β_1 et de l'estimateur de δ_k respectif. Plus précisément, si l'on considère le CSS de référence, l'effet de traitement pour ce dernier est représenté par $\hat{\beta}_1$, alors que celui des autres CSS est :

$$\text{Effet net de traitement pour CSS}_i = \hat{\beta}_1 + (\hat{\gamma}_k | C_{ki} = 1). \quad (4.18)$$

4.2.2 Variables d'interaction et effets marginaux

Pour les variables de résultats dichotomiques, soit l'obtention d'un diplôme, le redoublement ou la sortie sans diplôme ni qualification, l'effet causal est estimé par l'application d'un modèle probit sur l'échantillon apparié. Dans le cas de tels modèles, l'interprétation des coefficients β n'est pas la même que pour un modèle de régression linéaire. Puisque le probit permet de modéliser la probabilité que Y soit de 1, étant donné X , le coefficient β indique une augmentation ou une diminution de cette probabilité. Cependant, puisqu'il s'agit d'une transformation non linéaire, l'ampleur du changement se mesure par l'effet marginal, soit :

$$\frac{\partial \Pr(Y = 1 | X)}{\partial X_j}. \quad (4.19)$$

¹² À des fins de simplicité pour l'écriture et la description du modèle, les CSS et CS ont été regroupés sous l'appellation « CSS ».

L'effet marginal peut être estimé de différentes manières, dont l'effet marginal à une valeur représentative, ou *marginal effect at representative value* (MER), l'effet marginal à la moyenne, ou *marginal effect at mean* (MEM) et l'effet marginal moyen, ou *average marginal effect* (AME). L'effet marginal moyen possède l'avantage de considérer l'entièreté de la distribution et non l'effet en un seul point et sera l'effet retenu aux fins de cette étude.

Tout comme dans le cas du modèle de régression linéaire utilisé pour les variables de résultat continues, l'introduction d'une variable d'interaction permet de considérer l'hétérogénéité de l'effet du traitement par CSS. Cependant, l'effet net par CSS ne peut être calculé par une combinaison des coefficients estimés (Ai et Norton, 2003). Pour calculer l'effet marginal du traitement par CSS, l'effet marginal moyen est calculé pour chacun d'entre eux, et ce, aux deux valeurs du traitement T_i , soit 0 ou 1. Considérant le CSS de référence, l'effet de traitement pour ce dernier est calculé par l'effet marginal moyen de $\hat{\beta}_1$, soit l'effet de la variable de traitement T_i . L'effet marginal moyen du traitement pour les autres CSS se calcule par la différence de l'effet marginal moyen lorsque $T_i = 1$ et $T_i = 0$ pour le CSS donné, que l'on additionne à l'effet marginal moyen du traitement pour le CSS de référence. Cette étude a fait appel au package R « margins » (Leeper, 2016) pour calculer les effets marginaux des variables d'interaction des modèles probit (Leeper, 2017).

4.3 Les forêts aléatoires causales

Comme mentionné précédemment, l'hypothèse d'indépendance conditionnelle (HIC) ne peut être empiriquement validée, ce qui compromet potentiellement l'estimation de l'effet de traitement et l'expose à des biais de sélection dus aux facteurs inobservables. Les travaux de Rosenbaum (2020) proposent des analyses de sensibilité pour détecter la corrélation entre le terme d'erreur¹³, représentant les facteurs inobservables, et le traitement, ici le programme Passe-Partout. Pour pallier cette limitation, cette étude se tourne vers l'intégration de techniques d'intelligence artificielle qui permettent l'identification de l'effet causal dans le cadre d'études observationnelles. Ces méthodes appartiennent à l'apprentissage automatique, lequel est un sous-champ de l'intelligence artificielle. Les méthodes d'intérêt dans le cadre de l'inférence causale sont basées sur des algorithmes d'apprentissage supervisé. Comme le soulignent Breiman (2001b) et, plus récemment, Athey et Imbens (2019), le domaine de l'économie et de l'économétrie, et plus spécifiquement de l'analyse causale, bénéficie de la diversification de ses outils grâce à l'intégration de méthodes algorithmiques complémentaires aux méthodes économétriques traditionnelles.

L'apprentissage supervisé débute par la séparation de l'échantillon de données en deux sous-ensembles : l'ensemble d'apprentissage, qui représente de 60 % à 70 % de l'échantillon, et l'ensemble de test, constitué des 30 % à 40 % restant. L'ensemble d'apprentissage sert à créer le modèle permettant à l'algorithme d'apprendre les relations qui existent entre les données d'entrées, les variables exogènes X

¹³ Le terme d'erreur renvoie à celui provenant des régressions des résultats éducatifs Y sur le vecteur de caractéristiques X et le traitement T.

et l'étiquette correspondante, la variable endogène Y . L'objectif du modèle est donc de prédire le plus adéquatement possible la valeur de la variable endogène à partir des variables exogènes fournies (Athey, 2019). L'ensemble de test permet, lui, de vérifier la validité des prédictions effectuées à l'aide du modèle créé sur la base de l'ensemble d'apprentissage. Un avantage principal des algorithmes d'apprentissage supervisé réside dans leur capacité à traiter de vastes ensembles de données ainsi qu'à gérer une large gamme de variables. De plus, ces modèles permettent de détecter les relations non linéaires entre les variables (Athey, 2017). La forêt aléatoire causale se base sur la méthode des forêts aléatoires, qui, elles, sont composées de plusieurs arbres de décision.

Algorithme d'arbre de décision

Cet algorithme d'apprentissage supervisé, appelé « CART » (*Classification And Regression Trees*), procède à la création d'un arbre de décision, qui peut être un arbre de régression pour des variables endogènes continues, ou un arbre de classification pour des variables endogènes dichotomiques. Ainsi, l'arbre de régression tente de prédire le plus adéquatement possible la valeur de Y en se basant sur les caractéristiques X . Il mesure donc $\hat{\mu}$, l'estimateur de :

$$\mu(x) = E[Y|X = x]. \quad (4.20)$$

Dans le contexte d'une variable endogène dichotomique ou catégorique, l'arbre de classification estime la probabilité qu'une observation appartienne à la catégorie k de la variable endogène :

$$\Pr(Y = k|X = x). \quad (4.21)$$

L'objectif de ces algorithmes est par la suite d'appliquer ces estimateurs sur des ensembles de tests pour en apprécier leur valeur prédictive. Dans le domaine de l'économétrie, l'objectif est de mesurer l'impact de la variation d'une variable x sur la valeur de μ , *ceteris paribus*. En d'autres termes, l'économétrie vise à estimer des effets causals, et non à déterminer la valeur de prédiction, tel que typiquement effectué grâce aux algorithmes d'apprentissage supervisé (Athey, 2019). Cette nuance sera davantage approfondie par une discussion sur l'algorithme de forêt aléatoire causale.

Les méthodes algorithmiques peuvent être considérées comme des méthodes de régressions non paramétriques (Athey et Imbens, 2019). L'arbre débute à partir d'un premier nœud, considéré comme la racine, au sein duquel toutes les observations de l'ensemble d'apprentissage sont contenues. L'algorithme cherche à diviser ces observations en deux nœuds de façon à maximiser l'hétérogénéité entre ceux-ci et de maximiser l'homogénéité à l'intérieur de chacun, et ce, en se basant sur la valeur moyenne de la variable endogène. Pour ce faire, l'algorithme identifie la variable exogène permettant la meilleure division du nœud, soit celle qui discrimine le mieux la valeur moyenne de la variable endogène entre les deux nœuds créés. Pour identifier la variable de séparation, l'algorithme cherche à optimiser un critère de sélection. Selon la situation, l'algorithme privilégie l'indice d'impureté de Gini ou l'indice d'entropie (Breiman, 2001a).

L'indice d'impureté de Gini mesure l'impureté au sein d'un nœud. Il représente la probabilité qu'une paire d'observations sélectionnée au hasard au sein du même nœud présente des valeurs différentes pour la variable endogène. Un indice plus élevé signifie une plus grande impureté dans le nœud. Pour optimiser l'homogénéité d'un nœud, l'algorithme sélectionnera la variable permettant de minimiser cet indice. Cet indice est calculé comme suit :

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^k (p_i)^2, \quad (4.22)$$

où k représente le nombre de classes que peut prendre la variable endogène, et p_i représente la proportion d'observations appartenant à cette classe i .

L'indice d'impureté de Gini peut prendre une valeur allant de 0 à 0,5. Dans le contexte de cette étude, si la variable endogène est la participation au programme Passe-Partout, alors k peut prendre deux valeurs, soit *participant* ou *non-participant*. Ainsi, dans le cas d'une variable dichotomique, l'indice d'impureté de Gini s'écrit :

$$Gini = 1 - p_1^2 - p_2^2. \quad (4.23)$$

Dans ce contexte, p_1 représente la probabilité de participer au programme, alors que p_2 représente la probabilité de ne pas y participer.

L'indice d'entropie est un critère alternatif et représente une autre mesure de l'hétérogénéité dans un nœud. Cet indice s'écrit ainsi :

$$Entropie = - \sum_{i=1}^k p_i \log_2(p_i). \quad (4.24)$$

De son côté, l'indice d'entropie peut prendre des valeurs allant de 0 à 1. Une plus faible valeur de l'indice représente une plus grande homogénéité au sein du nœud.

Après chaque séparation basée sur l'un de ces critères, deux nouveaux nœuds internes sont créés. L'algorithme répète de manière récursive ce processus de séparation pour chacun des nouveaux nœuds jusqu'à ce que la division supplémentaire ne permette plus une amélioration suffisante de l'indice sélectionné comme critère de maximisation de l'hétérogénéité entre les nœuds. Ces nœuds, obtenus alors qu'aucun gain supplémentaire en entropie ou autre critère n'est possible, sont considérés comme les nœuds terminaux ou les feuilles de l'arbre de décision. Chacune de ces feuilles contient ainsi des individus qui sont hautement similaires entre eux, mais différents des individus dans les autres feuilles.

On utilise l'ensemble d'apprentissage afin de créer l'arbre de décision. Une fois la structure en place, les prédictions sont effectuées grâce à l'ensemble de test. L'utilisation de l'ensemble d'apprentissage et de l'ensemble de test permet de réduire le risque de surapprentissage.

La figure 4.1 permet de visualiser le résultat de la création d'un arbre de classification sur la variable dépendante dichotomique mesurant l'obtention d'un diplôme ou de toute qualification. Cette variable se traduit ainsi :

$$Dipl_i = \begin{cases} 1, & \text{si l'élève a obtenu un DES ou toute autre qualification} \\ 0, & \text{autrement} \end{cases}$$

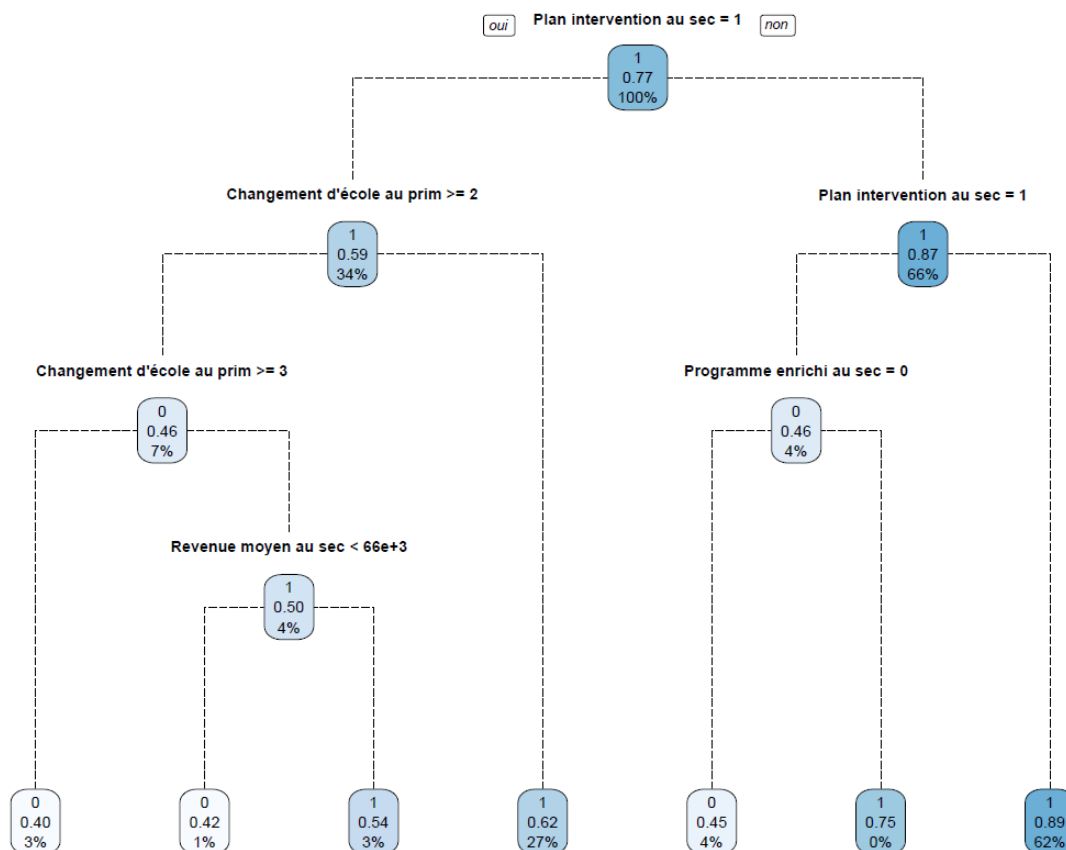


Figure 4.1 – Arbre de classification – Obtention d'un diplôme ou de toute autre qualification

Cet arbre de classification, à visée illustrative, révèle qu'au sein de cet échantillon aléatoire utilisé comme jeu d'entraînement, le taux moyen d'obtention d'un diplôme ou de toute autre qualification est de 77 %, soit le résultat apparaissant dans le premier nœud au haut de l'arbre. L'utilisation de l'algorithme de l'arbre de classification CART, basé sur l'indice d'impureté de Gini (Therneau et Atkinson 2023), identifie la mise en place d'un plan d'intervention au secondaire comme la variable la plus discriminante en termes de propension à obtenir un diplôme ou toute autre qualification. Cette variable divise le jeu de données en deux groupes : 34 % des élèves ayant un plan d'intervention au secondaire et 66 % n'en ayant pas. Dans le premier groupe, représenté par le nœud de gauche, la propension à obtenir un diplôme ou toute autre qualification diminue à 59 %, tandis que dans le deuxième groupe, ou le nœud de droite, cette propension augmente à 87 %. L'algorithme identifie ensuite pour le nœud de gauche le changement d'établissement scolaire au primaire comme étant la variable qui maximise l'hétérogénéité entre les deux

nœuds suivants. Plus précisément, les élèves ayant changé d'établissement scolaire au moins deux fois au cours de leur cheminement au primaire voient leur propension à obtenir un diplôme ou toute autre qualification diminuer à 46 %. Ce sous-groupe, représentant 7 % des élèves de l'échantillon, se divise ensuite selon la même variable, alors que ceux ayant changé au moins trois fois d'établissement se retrouvent à gauche, dans ce qui constitue une feuille ou un nœud final de l'arbre de classification. Cette feuille signifie qu'aucune séparation supplémentaire ne permet d'améliorer le critère de l'indice d'impureté de Gini. La propension à obtenir un diplôme ou toute autre qualification pour ce groupe diminue alors à 40 %. Dans le cas du nœud de droite, soit les élèves ayant changé d'établissement deux fois, la propension augmente à 50 %. Pour ce nœud, l'algorithme identifie une autre variable permettant d'optimiser l'indice d'impureté, soit le revenu moyen par ménage au sein de l'aire de diffusion au secondaire. Ainsi, les élèves issus d'une aire de diffusion dont le revenu moyen se situe sous 66 000 \$ voient leur propension chuter à 42 %. Dans le cas des élèves pour lesquels ce revenu moyen se situe au-delà du seuil de 66 000 \$, la propension s'élève à 54 %. Ces deux sous-groupes d'élèves représentent des feuilles de l'arbre de classification, contenant respectivement 1 % et 3 % des élèves. À noter que la propension est maximisée dans la feuille de droite à 89 % alors que les élèves de ce sous-groupe sont les élèves pour lesquels aucun plan d'intervention n'a été mis en place au secondaire.

L'algorithme peut sélectionner à nouveau, en tant que variable discriminante, une variable ayant servi à la séparation d'un nœud au sein du même arbre précédemment. Cependant, bien que l'arbre soit une méthode récursive, il ne possède aucun mécanisme de révision et ne peut donc pas remonter vers un nœud précédent de manière à augmenter son pouvoir prédictif. De plus, l'arbre de décision peut avoir tendance à souffrir de surapprentissage, devenant trop précis et risquant ainsi de générer des prédictions erronées sur de nouvelles observations. L'utilisation de forêts aléatoires permet, quant à elle, de répondre à ces limites présentées par l'arbre de décision.

Forêt aléatoire

Tout comme l'arbre de décision, la forêt aléatoire représente une méthode algorithmique servant à la prédiction. Comme avancé par Breiman (2001a), la forêt aléatoire se construit par la modélisation successive d'un grand nombre d'arbres. Le pouvoir prédictif de la forêt aléatoire est souvent supérieur à celui de l'arbre de décision et permet davantage de généraliser les résultats. La méthode s'appuie sur le principe de *bagging* (*bootstrap aggregating*), qui permet de réduire la variance dans l'estimation (Hastie, Tibshirani et Friedman, 2009; Burkov, 2019). Pour ce faire, l'algorithme crée des arbres en sélectionnant aléatoirement des observations de l'ensemble avec remplacement, c'est-à-dire par tirage avec remise (Breiman, 2001a). Ainsi, une observation peut ne pas être utilisée du tout ou même être utilisée plus d'une fois, ce qui crée des arbres basés sur des sous-échantillons diversifiés. Les forêts aléatoires reposent également sur le principe de l'estimation *out-of-bag*. Les observations n'ayant pas été utilisées dans les sous-échantillons sont regroupées dans cet échantillon *out-of-bag*. Ce principe permet d'évaluer la performance sans avoir à recourir à un ensemble de tests. L'algorithme suit un processus similaire pour la sélection aléatoire des variables explicatives.

Comme dans le cas de l'arbre de décision, la forêt aléatoire peut être une forêt de régression ou une forêt de classification, selon la nature de la variable endogène, ou la variable cible. Après la création des arbres, l'algorithme détermine la prédiction pour chaque arbre en calculant la moyenne du résultat dans le cas d'une forêt de régression ou par vote majoritaire dans le cas d'une forêt de classification. Grâce à ce principe, les forêts aléatoires représentent une manière de prévenir le problème de surapprentissage dont peuvent souffrir les arbres de décisions (Athey, 2018).

Comme l'explique Athey (2019), les méthodes algorithmiques prédictives peuvent être utilisées dans le contexte des politiques publiques, que ce soit en santé, en prévention de la criminalité ou en réduction de la pauvreté. Cependant, ces méthodes ne permettent pas l'identification de l'effet causal, et leur valeur demeure purement liée à la prédiction. De plus, du point de vue de l'allocation des ressources, la chercheuse souligne la distinction entre la prédiction d'un résultat et l'identification des caractéristiques liées à un effet de traitement plus notoire. Effectivement, les forêts aléatoires peuvent prédire, dans le cas de la réduction de la criminalité, le risque de récidive, par exemple. Toutefois, elles ne fournissent pas de discernement sur les détenus pouvant le plus bénéficier d'un programme de réinsertion sociale. L'approche des forêts aléatoires causales permet d'identifier les caractéristiques des individus pouvant bénéficier davantage d'une intervention, ce qui peut contribuer à l'élaboration de politiques publiques mieux ciblées et plus efficaces.

Forêt aléatoire causale

Les forêts aléatoires, telles que présentées par Breiman (2001a), permettent l'estimation de moyennes conditionnelles, et ce, de manière non paramétrique. Leur emploi permet d'effectuer des prédictions en contextes complexes, mais ne permet pas d'estimer un effet causal, notamment dans le cadre de politiques publiques. Athey (2018) facilite la compréhension de la différence entre les deux concepts en se basant sur une mesure du pouvoir explicatif, soit le R^2 , qui est au cœur des préoccupations pour un modèle prédictif, mais qu'un chercheur ne tentera pas nécessairement de maximiser dans un contexte d'estimation d'effet causal. Tel que le souligne Athey (2017), la prédiction et l'inférence causale représentent des objectifs distincts et nécessitent des approches reflétant cette distinction.

Comme discuté antérieurement, l'identification de la causalité dans un contexte d'études observationnelles requiert des hypothèses, dont l'hypothèse d'indépendance conditionnelle (HIC), qui ne peut être testée empiriquement. Cette hypothèse est donc forte et peut être contraignante dans le contexte d'un programme tel que Passe-Partout. C'est dans cette optique qu'a été développé le principe de forêt aléatoire causale (Wager et Athey, 2018; Athey et Imbens, 2019) qui repose sur les forêts aléatoires de Breiman (2001a), mais qui vise à estimer l'effet causal d'une variable d'intérêt, tel que le traitement. Ainsi, l'objectif derrière cette méthode n'est pas le pouvoir prédictif du modèle, mais bien la maximisation du critère d'entropie permettant d'obtenir une hétérogénéité de l'effet de traitement entre les nœuds et, ultimement, entre les feuilles.

Le principe se base sur l'apprentissage automatique double, ou *double machine learning*, introduit par Chernozhukov et al. (2018). Ces derniers se sont penchés sur la méthode d'estimation semi-paramétrique développée par Robinson (1988). Cette méthode permet d'estimer la relation entre y , la variable de résultat, x , les variables appartenant au vecteur de caractéristiques et T , la variable de traitement, sans imposer de paramètre ou de linéarité :

$$y = f(x) + \tau(x)T + u, \quad (4.25)$$

où y est fonction de x , sans forme paramétrique spécifiée, du traitement T et d'un terme d'erreur.

L'apprentissage automatique double s'appuie sur cette méthode d'estimation non paramétrique ainsi que sur le théorème de Frisch-Waugh-Lovell, initialement développé par Frisch et Waugh (1933) et par la suite généralisé par Lovell (1963). Par l'application de ce théorème, il est possible, dans le cas d'un modèle de régression multiple tel que $y = x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + u$, d'estimer un paramètre d'intérêt, en l'occurrence $\hat{\beta}_1$, par la régression des résidus d'une première régression de y sur x_2 , sur les résidus d'une deuxième régression de x_1 sur x_2 .

L'estimation de l'effet de traitement peut donc être effectuée par l'algorithme de forêt aléatoire généralisée, ou *generalized random forest* GRF, présenté par Athey et Wager (2019). Les auteurs proposent une méthode s'articulant autour de l'estimation de deux modèles de régression non paramétriques afin d'en extraire les résidus. Une première forêt aléatoire en vue de prédire le résultat selon les variables exogènes est effectuée. Il s'agit du modèle des résultats :

$$m(x) = E(y | x) = f(x). \quad (4.26)$$

Une deuxième forêt aléatoire est ensuite effectuée, cette fois pour prédire le traitement selon les variables exogènes, soit la probabilité de recevoir le traitement. Il s'agit du modèle de régression de propension au traitement :

$$e(x) = E(T | x). \quad (4.27)$$

De ces deux forêts aléatoires, on obtient $\hat{m}$, le y prédit de la première forêt, et $\hat{e}$, la propension prédite à recevoir le traitement. Les résidus de ces forêts aléatoires peuvent donc être calculés comme étant $(Y - \hat{m}(x))$ et $(T - \hat{e}(x))$. Il est donc possible d'estimer l'effet de traitement $\hat{\tau}(x)$:

$$\hat{\tau}(x) = \frac{\sum (y - \hat{m}(x))(T - \hat{e}(x))}{\sum (T - \hat{e}(x))^2}. \quad (4.28)$$

L'estimation de l'effet de traitement repose sur la régression des résidus issus de l'équation 4.26 sur ceux de l'équation 4.27. Ces résidus représentent la différence entre les valeurs observées et les valeurs prédites par les modèles de régression. Plus précisément, le résidu $(Y - \hat{m}(x))$ correspond à la différence entre le résultat observé Y et celui prédit par le modèle 4.26 en fonction des covariables X , tandis que le résidu $(T - \hat{e}(x))$ représente la différence entre le statut de traitement observé et la propension estimée

de l'être par le modèle 4.27 en fonction des covariables X . La régression de ces résidus, effectuée sans constante, correspond à une covariance, permettant d'estimer l'effet causal du traitement sur le résultat. Cette procédure, que l'on désigne sous le nom d'orthogonalisation, permet de neutraliser l'effet des covariables X sur la variable de traitement T et sur le résultat Y , en généralisant l'application du théorème de Frisch-Waugh-Lovell à un cadre non paramétrique.

Pour effectuer ces régressions non paramétriques, il est possible de recourir aux méthodes algorithmiques (Athey, 2019). Dans ce cas, deux types de forêts sont utilisées. Comme proposé par Chernozhukov et al. (2018), une forêt est créée sur les résultats éducatifs Y : une forêt aléatoire de régression dans le cas des résultats aux épreuves ministérielles, et une forêt aléatoire de classification dans le cas du redoublement ou des variables de persévérance scolaire. Dans un deuxième temps, une forêt de classification est modélisée sur la probabilité de recevoir le traitement ou, dans le cas de la présente étude, de participer au programme Passe-Partout, soit la variable T . Les résidus de ces forêts sont utilisés pour modéliser l'effet de traitement en régressant les résidus de la première régression sur ceux de la deuxième (Athey, 2019). On obtient l'effet de traitement moyen, ou *average treatment effect* (ATE).

La forêt aléatoire causale permet d'aller au-delà de l'effet de traitement moyen en identifiant la variation de cet effet selon les caractéristiques des individus. À chaque nœud de l'arbre, l'algorithme estime localement l'effet de traitement en calculant la covariance entre les résidus du traitement et du résultat, pour chacun des deux sous-groupes créés par les variables candidates à la division. La variable retenue sera celle permettant de maximiser l'hétérogénéité dans l'effet de traitement estimé entre les deux sous-groupes. Chaque arbre créé par l'algorithme assignera chaque individu dans une feuille, c'est-à-dire un sous-groupe pour lequel un effet de traitement est estimé. La forêt répétera ce processus pour un nombre élevé d'arbres, assignant les individus à une feuille pour chacun. On obtient pour chaque individu l'effet de traitement conditionnel, ou *conditional average treatment effect* (CATE), en procédant à l'agrégation des effets des feuilles au sein desquels l'individu a été placé.

L'effet de traitement conditionnel pour chaque individu pourrait être estimé comme la moyenne des effets de traitement obtenus dans les feuilles auxquelles il a été assigné par la forêt. Il s'agit de méthodes dites « d'ensemble », à laquelle appartiennent les forêts aléatoires permettant la prédiction. Ces méthodes établissent leurs prédictions par la combinaison de multiples estimateurs, en l'occurrence, les arbres de décisions, permettant de réduire la variance de l'estimation par la méthode de *bagging* tout en maintenant un faible biais associé aux arbres.

Cependant, dans le cas de l'estimateur de la forêt aléatoire causale telle que présentée par Athey, Tibshirani et Wager (2019), la moyenne des prédictions ne permet pas de corriger le biais potentiel lié à la sélection non aléatoire du traitement. Afin de pallier cette limitation, la méthode proposée par la forêt causale se distingue par l'attribution de poids aux observations. Pour chaque arbre b , allant de 1 à B , où B représente le nombre total d'arbres dans la forêt, l'algorithme attribue la valeur $L_b(x)$ à chacune des

feuilles. Cette valeur correspond au nombre d'individus au sein de la feuille. En utilisant cette information, l'algorithme calcule le poids de l'individu i au sein de l'arbre b , noté $\alpha_{bi}(x)$:

$$\alpha_{bi}(x) = \frac{1(\{X_i \in L_b(x)\})}{|L_b(x)|}, \quad (4.29)$$

quantifiant la contribution de chaque individu à la feuille respective dans laquelle il se trouve. La moyenne des poids $\alpha_{bi}(x)$ pour l'individu i est ensuite obtenue par :

$$\alpha_i(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \alpha_{bi}(x). \quad (4.30)$$

L'estimation de l'effet de traitement s'effectue donc de la manière suivante :

$$\hat{\tau}(x) = \frac{\sum \alpha_i(y - \hat{m}(x))(T - \hat{e}(x))}{\sum \alpha_i(T - \hat{e}(x))^2}. \quad (4.31)$$

où $\hat{\tau}(x)$ est un estimateur convergent de $\tau(x)$ (Athey, Tibshirani et Wager, 2019).

Les poids $\alpha_i(x)$ peuvent être estimés à l'aide d'une quatrième forêt aléatoire, ou directement dans la forêt causale. Dans les deux cas, ces poids permettent d'obtenir une estimation dite pondérée par la probabilité inverse, ou *inverse probability weighting* (IPW), et renforcent la robustesse des estimations. La combinaison de cette pondération, qui corrige pour la sélection dans l'assignation du traitement, et de l'orthogonalisation des résidus du traitement et du résultat, qui neutralise l'effet des covariables, permet d'obtenir une estimation de l'effet causal du traitement dite doublement robuste. Cette double robustesse offre un estimateur robuste face à un enjeu de spécification de l'un des deux modèles, soit de traitement ou de résultat.

La méthode de la forêt causale se distingue également par sa capacité à estimer les effets de traitement tout en réduisant le risque de surapprentissage. Cette réduction du risque est rendue possible grâce à l'application du principe d'honnêteté, ou *honesty*. Le principe d'honnêteté garantit que la forêt causale utilise deux sous-ensembles distincts de données : un pour l'entraînement des arbres et un pour l'estimation des résultats des feuilles (Wager et Athey, 2018). Cette méthode renforce la capacité de généralisation des résultats estimés.

Une caractéristique majeure de cette méthode provenant de l'apprentissage automatique est la théorie asymptotique de son estimateur, qui facilite l'inférence statistique (Chernozhukov et al., 2018). L'estimateur résultant de l'application de la forêt aléatoire causale converge vers une distribution gaussienne asymptotique. Cette propriété permet de calculer des intervalles de confiance pour les effets de traitements estimés, ce qui renforce la validité des résultats obtenus (Wager et Athey, 2018).

Hétérogénéité de l'effet de traitement

La modélisation par forêt aléatoire causale permet de générer, en cherchant à capter la variation de l'effet de traitement, autant d'effets de traitement estimés qu'il y a de feuilles dans les arbres. Chaque individu se voit ainsi attribuer, pour chaque arbre, l'effet de traitement estimé correspondant à celui de la feuille au sein de laquelle il se retrouve. L'agrégation de ces estimateurs pour chaque individu permet d'estimer un effet de traitement individuel. L'ensemble de ces effets estimés forme alors une distribution de l'effet de traitement (Wager et Athey, 2018).

La notion d'hétérogénéité de l'effet de traitement est liée aux caractéristiques observables des individus. L'estimation de l'effet de traitement moyen relève du concept d'égalité, tandis que, si l'on souhaite aborder le traitement du point de vue de l'équité, l'estimation de l'effet de traitement moyen conditionnel permet d'évaluer de quelle manière cet effet de traitement varie en fonction des facteurs propres à chaque individu. Se basant sur le principe du résultat potentiel, Imbens et Rubin (2015), comme discuté, ont proposé le « modèle causal de Rubin ». En s'appuyant sur l'hypothèse d'indépendance conditionnelle (HIC) montrée à l'équation 4.7, il est possible de présenter l'effet de traitement moyen comme étant la différence entre les résultats avec et sans traitement, comme présenté à l'équation 4.6. L'estimateur de l'effet de traitement moyen conditionnel se présente donc comme la différence entre la variable de résultats Y_i , conditionnelle aux facteurs X_i , avec et sans traitement :

$$CATE = \hat{\delta}(x) = E(Y_i^1 | T_i = 1, X_i = x) - E(Y_i^0 | T_i = 0, X_i = x). \quad (4.32)$$

L'équation 4.6 implique un effet de traitement homogène, c'est-à-dire que l'on suppose qu'il serait le même pour toute personne traitée. L'équation 4.32, de son côté, implique une hétérogénéité dans l'effet de traitement selon les facteurs X , c'est-à-dire les caractéristiques observables des individus.

L'utilisation de l'apprentissage automatique causal nous offre la possibilité d'estimer la distribution des effets de traitements. En effet, il est possible de relier les effets causals estimés aux variables utilisées par l'algorithme pour déterminer lesquelles contribuent à la variance des effets de traitement, ce qui constitue un avantage majeur de cette approche (Athey et Wager, 2019). En effet, l'hétérogénéité de traitement permet l'identification des individus pour lesquels le traitement s'avère plus bénéfique, une mesure d'importance pour l'allocation optimale des ressources (Athey, 2017). Il est effectivement possible de mesurer l'importance relative de chacun des facteurs sur la variation de l'effet de traitement par la projection linéaire de l'effet de traitement estimé de chaque individu i sur le vecteur de facteurs X_i .

La méthode des forêts causales permet donc d'obtenir une distribution de l'effet de traitement, et ce, en considérant un grand nombre d'observations et de variables tout en prenant en compte les relations complexes pouvant exister entre ces dernières. Bien que la méthode puisse s'apparenter à celle de l'appariement, elle peut s'avérer supérieure quant à la puissance de ses estimations face aux biais potentiels de sélection (Wager et Athey, 2018).

Chapitre 5 – Résultats

5.1 La propension à participer au programme Passe-Partout

Dans les sections consacrées aux statistiques descriptives et à la méthodologie, il est montré que le groupe de participants au programme se distingue de manière significative du groupe de non-participants en ce qui concerne leurs caractéristiques observables. Ces disparités suggèrent que l'assignation du traitement, c'est-à-dire la décision de participer au programme Passe-Partout, n'est pas aléatoire. Pour répondre à ce problème, une approche méthodologique basée sur le score de propension a été adoptée. Cette méthode vise à appairer les enfants des deux groupes, ce qui permet de créer un groupe témoin agissant comme un contrefactuel au groupe traitement. Cet appariement rend ainsi les données observationnelles comparables à celles issues d'une expérience aléatoire, ce qui permet de diminuer le risque de biais de sélection. Pour évaluer la qualité de l'appariement, un test de comparaison de moyennes a été réalisé entre les deux groupes, lequel dresse un portrait avant et après l'appariement (Rosenbaum et Rubin, 1985).

Le tableau 5.1 met en évidence les différences de moyennes entre les deux groupes avant l'appariement. Les deux dernières colonnes affichent les résultats des tests permettant de déterminer si ces différences sont significatives d'un point de vue statistique. Le niveau de significativité du test de la statistique t représenté par la p -value ainsi que l'écart moyen normalisé (SMD) mettent en évidence un déséquilibre entre le groupe de participants et celui des non-participants. Seules les différences concernant la proportion de filles et de garçons, la proportion d'élèves nés au 3^e trimestre et la proportion de pères ne possédant aucun diplôme ne sont pas statistiquement significatives.

Tableau 5.1 – Caractéristiques des élèves du groupe de participants et du groupe de non-participants au programme Passe-Partout : avant l'appariement par score de propension

Variables	Non-part.	Part.	t-test	SMD
Nombre d'élèves	119 634	42 832		
Caractéristiques des élèves				
% de filles	48,6	48,8	0,375	0,005
% nés à l'étranger	2,5	1,2	<0,001	0,097
% nés au 3 ^e trimestre	25,5	25,1	0,084	0,010
Langue maternelle				
% français	92,3	97,0	<0,001	0,211
% anglais	4,8	2,2	<0,001	0,140
% autres	2,9	0,8	<0,001	0,161

Variables	Non-part.	Part.	t-test	SMD
Indicateurs socio-économiques (basés sur les moyennes des aires de diffusion)				
% dont la mère ne possède aucun diplôme	16,6	20,3	<0,001	0,097
% dont le père ne possède aucun diplôme	27,6	27,2	0,114	0,009
% dont la mère est cheffe monoparentale	2,8	2,0	<0,001	0,049
% dont la mère possède un diplôme collégial	31,7	40,6	<0,001	0,186
% dont le père possède un diplôme collégial	39,7	41,2	<0,001	0,031
% dont la mère possède un diplôme universitaire	6,3	2,7	<0,001	0,175
% dont le père possède un diplôme universitaire	10,3	5,7	<0,001	0,169
Revenu moyen du ménage (en \$)	77 987	69 816	<0,001	0,405

Les résultats présentés dans le tableau 5.2 fournissent une mesure de la qualité de l'appariement réalisé. L'échantillon résultant de cet appariement compte désormais 42 832 élèves dans chaque groupe, ce qui suggère que chaque élève du groupe de participants a été apparié à son plus proche voisin dans le groupe de non-participants. Seule la différence concernant la proportion de mères ne possédant aucun diplôme demeure significative du point de vue statistique. Il est à noter que l'écart dans la proportion de pères sans diplôme devient également significatif après l'appariement, alors qu'il ne l'était pas auparavant.

Tableau 5.2 – Caractéristiques des élèves du groupe de participants et du groupe de non-participants au programme Passe-Partout : après l'appariement par score de propension

Variables	Non-part.	Part.	t-test	SMD
Nombre d'élèves	42 832	42 832	–	–
Caractéristiques des élèves				
% de filles	49,0	48,8	0,647	0,003
% nés à l'étranger	1,2	1,2	0,436	0,006
% nés au 3 ^e trimestre	25,8	25,1	0,018	0,016
Langue maternelle				
% français	96,9	97,0	0,210	0,009
% anglais	2,3	2,2	0,344	0,006
% autres	0,8	0,8	0,397	0,006
Indicateurs socio-économiques (basés sur les moyennes des aires de diffusion)				
% dont la mère ne possède aucun diplôme	21,8	20,3	<0,001	0,036
% dont le père ne possède aucun diplôme	29,1	27,2	<0,001	0,044

Variables	Non-part.	Part.	t-test	SMD
% dont la mère est cheffe monoparentale	2,1	2,0	0,942	0,001
% dont la mère possède un diplôme collégial	41,1	40,6	0,144	0,010
% dont le père possède un diplôme collégial	42,0	41,2	0,027	0,015
% dont la mère possède un diplôme universitaire	2,7	2,7	0,817	0,002
% dont le père possède un diplôme universitaire	6,0	5,7	0,117	0,011
Revenu moyen du ménage (en \$)	69 642	69 816	0,131	0,010

La figure 5.1 présente la distribution du score de propension au sein des deux groupes avant et après que l'appariement a été effectué. Pour l'échantillon avant l'appariement, la figure 5.1a suggère l'existence d'un chevauchement important des distributions entre les participants à Passe-Partout et les non-participants, ce qui soutient l'une des hypothèses fondamentales de la méthode d'appariement par score de propension. Cette hypothèse de support commun stipule que l'appariement peut être réalisé entre les individus ayant reçu le traitement et ceux ne l'ayant pas reçu, à condition que leur propension à être traité se situe dans la même fourchette de probabilité. En d'autres termes, puisque la propension est estimée à partir des caractéristiques observables des individus, cette hypothèse est respectée si les individus partageant des caractéristiques X similaires ont une probabilité non nulle d'être soit traités, soit non traités. Finalement, la figure 5.1b fait état de surfaces entièrement confondues à la suite de l'appariement et de la création du groupe témoin.

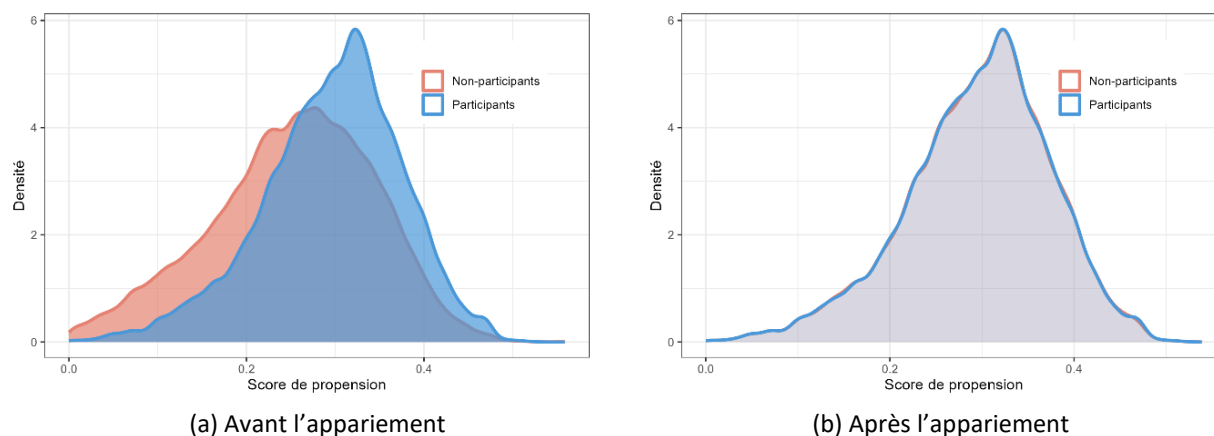


Figure 5.1 – Distribution du score de propension au sein des groupes de participants et de non-participants

L'estimation par un modèle probit du score de propension permet également de déterminer les facteurs ayant la plus grande incidence quant à la participation au programme. Le tableau 5.3 montre que plusieurs variables semblent avoir une incidence significative sur cette propension. En effet, les résultats suggèrent que la participation est influencée par le lieu de naissance, la langue maternelle, le revenu, le niveau de scolarité des parents ainsi que le statut familial.

D'abord, le lieu de naissance apparaît comme un facteur exerçant une influence notable, alors que les individus nés à l'étranger tendent à être moins enclins à participer à Passe-Partout. De même, la langue maternelle joue un rôle important, alors que l'anglais et les langues autres que le français sont associées à une diminution de la propension à participer au programme, comparativement aux enfants dont le français est la langue maternelle.

En ce qui concerne les indicateurs socio-économiques issus des aires de diffusion, le revenu moyen du ménage, la présence d'un père sans diplôme et le statut familial de mère cheffe de famille monoparentale sont associés à une diminution de la propension à participer au programme. Il en va de même dans le cas des parents ayant obtenu un diplôme d'études universitaires ou d'un père ayant obtenu un diplôme d'études collégiales. Dans le cas de la scolarité de la mère, le fait de ne pas avoir obtenu de diplôme ou d'avoir un diplôme d'études collégiales favorise la propension à participer à Passe-Partout.

Certains facteurs ne semblent cependant pas avoir d'incidence significative sur la participation au programme. C'est notamment le cas du sexe de l'élève ou encore du trimestre de naissance pour les plus jeunes de cohortes, nés au troisième trimestre.

Tableau 5.3 – Déterminants de la participation au programme Passe-Partout – Estimation par modèle probit

Variables	Coefficient	Écart-Type	Signif.
Caractéristiques des élèves			
Sexe (fille=1)	0,004	0,007	
Né à l'étranger	-0,140	0,030	***
Né au 3 ^e trimestre	-0,012	0,008	
Langue maternelle : anglais	-0,374	0,020	***
Langue maternelle : autre	-0,652	0,032	***
Revenu moyen du ménage (/1000)	-0,01	0	***
Mère sans diplôme	0,068	0,009	***
Père sans diplôme	-0,110	0,008	***
Mère cheffe de famille monoparentale	-0,381	0,023	***
Mère possédant un diplôme collégial	0,173	0,007	***
Père possédant un diplôme collégial	-0,025	0,007	***
Mère possédant un diplôme universitaire	-0,081	0,019	***
Père possédant un diplôme universitaire	-0,023	0,013	***

La méthode de la forêt aléatoire appliquée à l'évaluation de la participation au programme Passe-Partout permet d'identifier les variables d'importance. Ces variables sont celles qui sont le plus fréquemment sélectionnées par l'algorithme pour maximiser l'hétérogénéité entre les nœuds des arbres de classification constituant la forêt. Les variables d'importance, illustrées dans la figure 5.2, représentent ainsi les facteurs les plus déterminants de la propension à la participation. Selon cette méthode, les facteurs les plus importants incluent le revenu moyen du ménage, la langue maternelle ainsi que la scolarité des parents. À l'instar des résultats de la méthode par modèle probit, le sexe et le trimestre de naissance n'apparaissent pas comme variables d'importance.

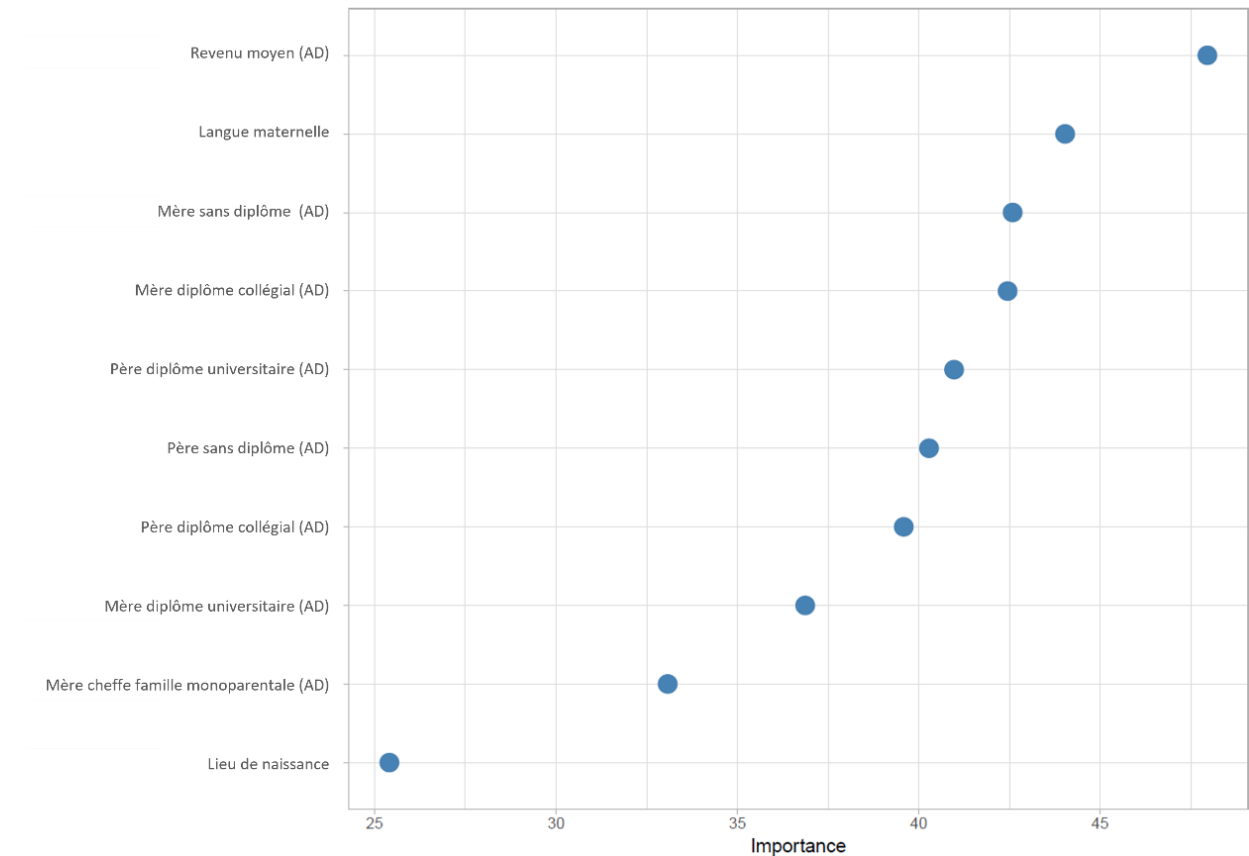


Figure 5.2 – Facteurs déterminants sur la propension à participer à Passe-Partout

5.2 Les effets de Passe-Partout sur les résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire

5.2.1 Effets de traitement moyens sur les résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire

À la suite de l'appariement des données, l'effet du programme sur les notes aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire a été estimé par l'application de modèles de régressions linéaires. Cette modélisation des résultats permet l'identification de l'effet causal du programme et s'exprime comme suit :

$$Y_i = \alpha + \mathbf{X}_i\beta + \delta T_i + u_i, \quad (5.1)$$

où T_i représente la variable dichotomique liée au traitement, et X_i , un vecteur contenant les caractéristiques des élèves sur lesquelles s'est basée l'estimation du score de propension, en plus des variables liées au parcours scolaire des élèves, telles qu'elles sont présentées dans la section décrivant les données et les statistiques descriptives.

Comme discuté, pour s'assurer de la robustesse des effets estimés par la méthode de l'appariement par score de propension, l'effet du programme a également été estimé par l'application de forêts aléatoires causales. Les résultats sont présentés dans le tableau 5.4 et comparent les effets estimés par la méthode de l'appariement par score de propension et des forêts causales à ceux obtenus par l'application d'un modèle de régression linéaire par moindres carrés ordinaires avant l'appariement des données. Sur la base des trois méthodes, il est possible de conclure à des effets positifs et significatifs du programme Passe-Partout sur les résultats à l'épreuve de sciences, séquence *Science et technologie*, de 0,9 point ce pourcentage (p.p.), ainsi qu'à l'épreuve d'histoire, dont les résultats vont de 0,4 à 0,6 p.p. selon la méthode. Ces effets estimés sont cohérents pour les trois méthodes et significatifs au seuil de 1 %. Les trois méthodes permettent également de conclure à un effet positif et significatif du programme sur les résultats à l'épreuve d'écriture de français, langue d'enseignement. La méthode de la forêt causale montre l'effet de traitement moyen le plus élevé, soit de 0,35 p.p., significatif au seuil de 5 %.

Les autres résultats présentés suggèrent une sous-estimation des effets du programme lorsqu'ils sont estimés par régression linéaire sans appariement, comparativement aux deux autres méthodes. L'appariement par score de propension et la forêt causale révèlent un effet positif et significatif de Passe-Partout sur les résultats à l'épreuve de mathématique, séquence *Sciences naturelles*. La méthode de forêt causale montre un effet de traitement moyen plus élevé et une significativité plus importante, soit un effet estimé de 0,8 p.p., significatif au seuil de 1 %. Il en va de même pour les résultats à l'épreuve de sciences, séquence *Applications technologiques et scientifiques*, alors que la forêt causale révèle un effet de traitement moyen de 0,9 p.p., significatif au seuil de 5 %.

Seule la forêt causale suggère un effet positif et significatif du programme sur les résultats à l'épreuve de mathématique, séquence *Culture, société et technique*, avec un effet moyen de 0,4 p.p., significatif au seuil de 10 %. Les résultats ne sont pas significatifs d'un point de vue statistique en ce qui concerne les effets de Passe-Partout sur l'épreuve de mathématique de la séquence *Technico-sciences*.

Un peu plus de prudence est requise quant à l'interprétation des résultats de l'effet du programme Passe-Partout sur les notes à l'épreuve d'anglais, langue seconde. L'estimation de ce dernier par la méthode de l'appariement pointe vers un effet négatif et significatif du programme, alors que le recours aux méthodes d'apprentissage automatique causal ne suppose aucun effet significatif du programme sur ce résultat. Puisque les forêts causales permettent de prendre en considération les relations non linéaires et s'avèrent plus robustes face aux biais de sélection dus aux facteurs inobservables, il est possible que des biais soient présents dans l'estimation par régression linéaire et par appariement de l'effet du programme sur les résultats à l'épreuve d'anglais.

Ainsi, les effets de traitement moyens estimés pour le programme Passe-Partout sur les résultats aux épreuves ministérielles s'échelonnent de 0,3 p.p. à 0,9 p.p. selon la méthode et l'épreuve retenues.

Tableau 5.4 – Effets estimés de Passe-Partout sur les résultats aux épreuves uniques ministérielles

Épreuves	MCO		Appariement		Forêt causale	
Mathématique						
Math : CST	-0,050		0,086		0,433	*
Math : SN	0,348		0,582	**	0,771	***
Math : TS	0,467		0,195		0,446	
Sciences						
Science et technologie	0,857	***	0,903	***	0,878	***
ATS	0,466		0,724	*	0,884	**
Autres épreuves						
Histoire	0,422	***	0,473	***	0,643	***
Français : Écriture	0,254	**	0,279	*	0,350	**
Anglais, langue seconde	-0,417	***	-0,438	***	-0,146	

L'estimation par moindres carrés ordinaires a été effectuée sur l'échantillon non apparié
Les estimateurs présentés en points de pourcentage (p.p.)

Seuils de significativité : *** p-value < 0,01, ** p-value < 0,05, * p-value < 0,1

5.2.2 Effets de traitement hétérogènes sur les résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire

Les effets de la section précédente sont cependant estimés pour l'ensemble des individus traités de l'échantillon, ce qui laisse présumer que l'effet du programme ne varie pas d'un enfant à l'autre. L'idée que cet effet puisse varier entre les individus suggère une hétérogénéité dans l'effet de traitement. La section précédente présente des effets homogènes de Passe-Partout alors qu'un seul effet est estimé pour chacune des épreuves ministérielles, $\hat{\delta}$, tel que décrit dans l'équation 5.1. On peut supposer une hétérogénéité de l'effet de traitement en posant cette équation :

$$Y_i = \alpha + \mathbf{X}_i\beta + \delta_i T_i + u_i. \quad (5.2)$$

L'équation 5.2 propose ainsi l'estimation d'effets hétérogènes du traitement, représentés par $\hat{\delta}_i$. Cet estimateur reflète l'effet de traitement moyen conditionnel, tel qu'il a été défini dans la section couvrant la méthodologie et formulé dans l'équation 4.32. Alors que les effets de traitement de Passe-Partout sur les résultats aux épreuves ministérielles, comme présentés dans le tableau 5.4, représentent une moyenne des effets, soit l'effet de traitement moyen sur les individus traités (ATT), il est également possible d'estimer un effet propre aux individus ou à des sous-groupes d'individus. L'effet de traitement moyen conditionnel peut être abordé selon différentes méthodes et permet de déterminer la manière dont l'effet de traitement varie pour certains individus ou sous-groupes d'individus.

Effets de Passe-Partout par centre de services scolaire ou commission scolaire

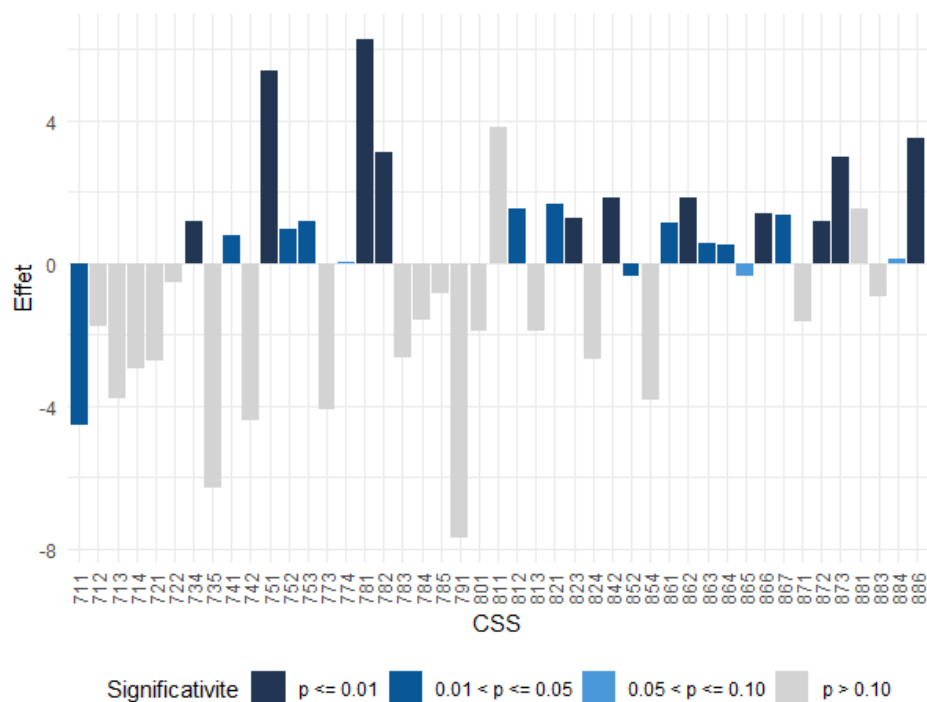
Comme présenté dans la section couvrant la méthodologie, il est possible de capter l'hétérogénéité de l'effet de traitement en introduisant des variables d'interaction. Pour estimer l'effet de Passe-Partout par centre de services scolaire (CSS) ou commission scolaire (CS), une variable d'interaction entre le traitement T_i et le code de CSS ou CS primaire a été créée et ajoutée au modèle¹⁴.

Les résultats sont présentés graphiquement sur les figures 5.3 à 5.7. Les CSS pour lesquels aucun effet significatif n'est estimé, et ce, même au seuil de 10 %, sont représentés en gris. Les effets significatifs aux seuils de 10 %, de 5 % et de 1 % sont illustrés à l'aide de l'échelle de teintes de bleu. La proportion de CSS pour lesquels le programme Passe-Partout a un effet estimé significatif, qu'il soit positif ou négatif, est montrée à l'annexe A dans le tableau A.1. Cette proportion est présentée pour chacune des épreuves ministérielles.

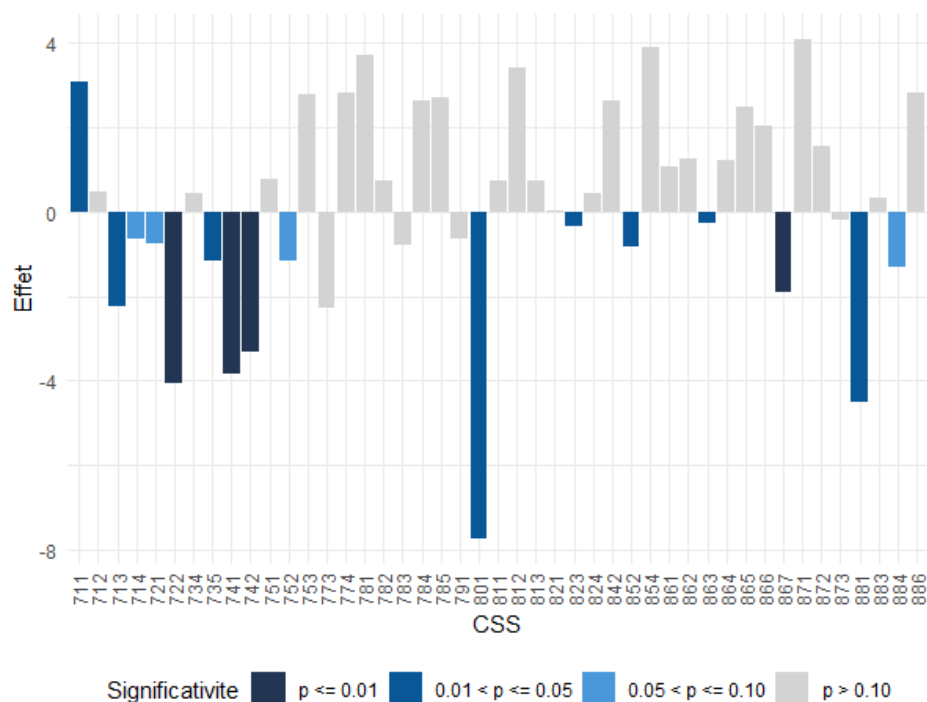
La figure 5.3 présente ces effets pour les épreuves de mathématique des trois séquences : *Culture, société et technique*, *Sciences naturelles* et *Technico-sciences*. Certains effets apparaissant comme étant plus importants et significatifs doivent cependant être observés avec davantage de prudence, puisque les élèves de chacun des CSS n'ont pas tous pris part aux épreuves, étant donné qu'ils sont répartis entre les différents profils offerts. La ventilation du nombre d'élèves ayant pris part à chacune des épreuves de mathématique par CSS est présentée à l'annexe A dans les tableaux A.2 à A.4. C'est le cas pour les effets

¹⁴ À des fins de simplicité pour la présentation des résultats, les CSS et CS ont été regroupés sous l'appellation « CSS ».

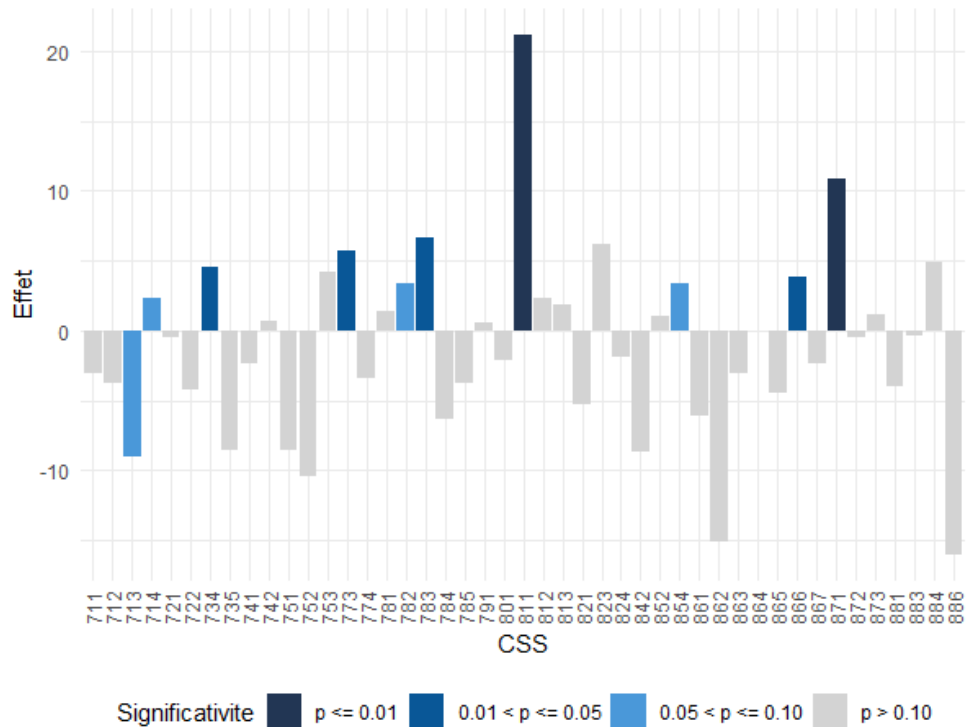
estimés de Passe-Partout sur les résultats aux épreuves de mathématique de la séquence *Sciences naturelles*, alors que pour les CSS 801 et 881, seulement 10 et 28 participants au programme Passe-Partout ont respectivement pris part à l'épreuve.



(a) Mathématique : CST



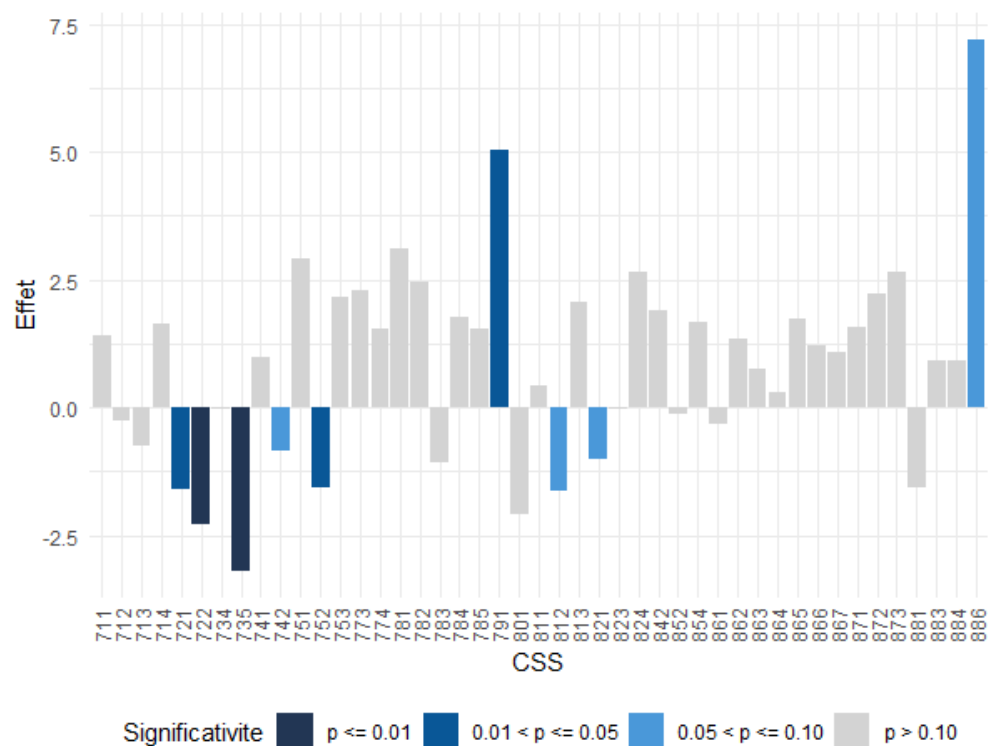
(b) Mathématique : SN



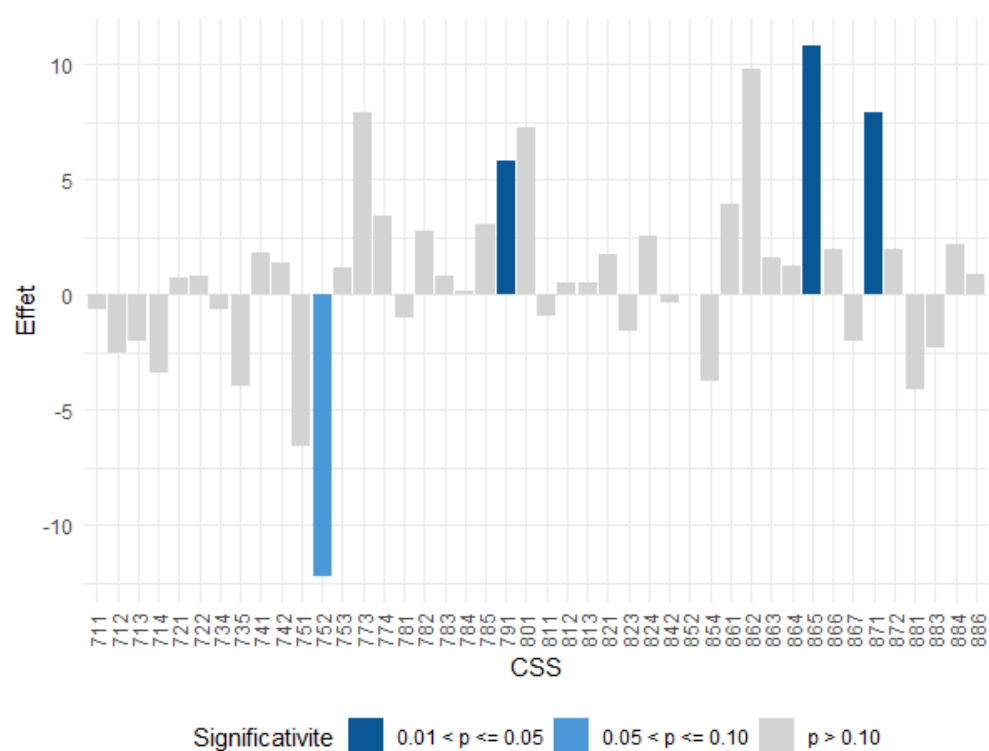
(c) Mathématique : TS

Figure 5.3 – Effets de Passe-Partout par CSS – Épreuves de mathématique

Les résultats de l'estimation de l'hétérogénéité de l'effet de traitement sur les résultats aux épreuves de sciences sont, pour leur part, présentés à la figure 5.4. Les élèves étant répartis entre les deux profils, il s'avère tout aussi prudent de considérer le nombre de participants au programme Passe-Partout dans chaque CSS ayant pris part à chacune des épreuves se trouvant dans les tableaux A.5 et A.6. C'est le cas, notamment, pour la séquence *Applications technologiques et scientifiques*, alors qu'au sein des CSS 752 et 865, on compte seulement 5 et 8 participants au programme Passe-Partout ayant pris part à l'épreuve.



(a) Sciences : Science et techno



(b) Sciences : ATS

Figure 5.4 – Effets de Passe-Partout par CSS – Épreuves de sciences

La figure 5.5 suggère que le programme ne possède que des effets significatifs positifs sur les résultats à l'épreuve d'histoire. En revanche, la figure 5.7 présente une perspective différente quant à l'effet de Passe-Partout en fonction des CSS sur les résultats à l'épreuve d'écriture de français, langue d'enseignement, où la majorité des effets estimés significatifs sont négatifs.

La figure 5.6, pour sa part, illustre l'effet de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve d'anglais, langue seconde. Selon la méthode de l'appariement par score de propension, l'effet estimé de traitement moyen était, pour ce résultat, négatif et significatif au seuil de 1 %. Cependant, cet effet est remis en question par l'obtention de résultats contradictoires par l'application de la méthode de forêt aléatoire causale, qui estime un effet de traitement nul. Cette contradiction dans les méthodes pourrait suggérer la présence d'un biais dans l'estimation par score de propension en ce qui concerne cette épreuve.

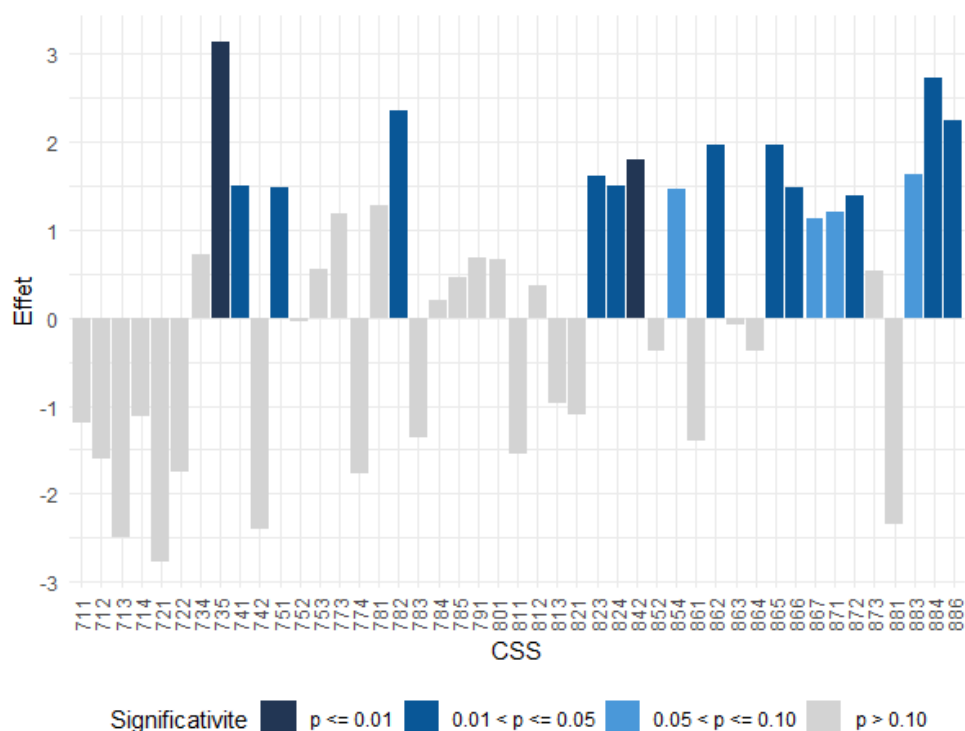


Figure 5.5 – Effets de Passe-Partout par CSS – Épreuve d'histoire

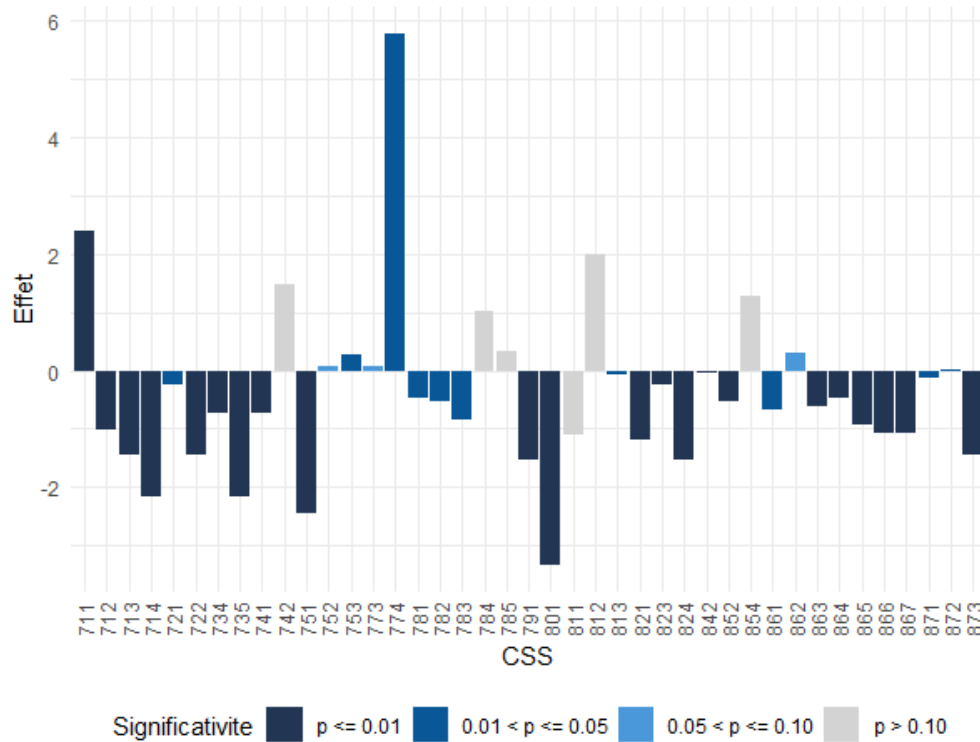


Figure 5.6 – Effets de Passe-Partout par CSS – Épreuve d’anglais, langue seconde

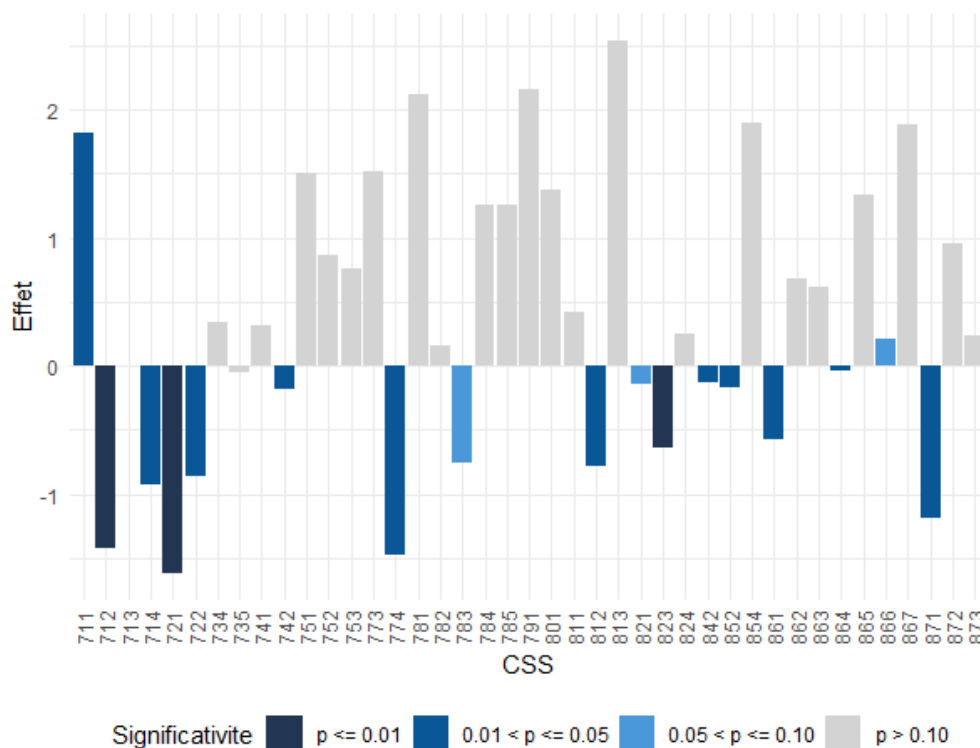
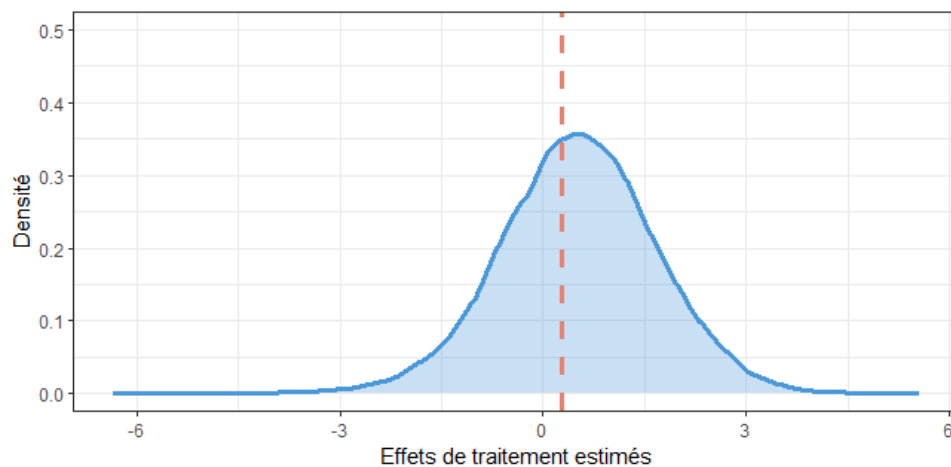


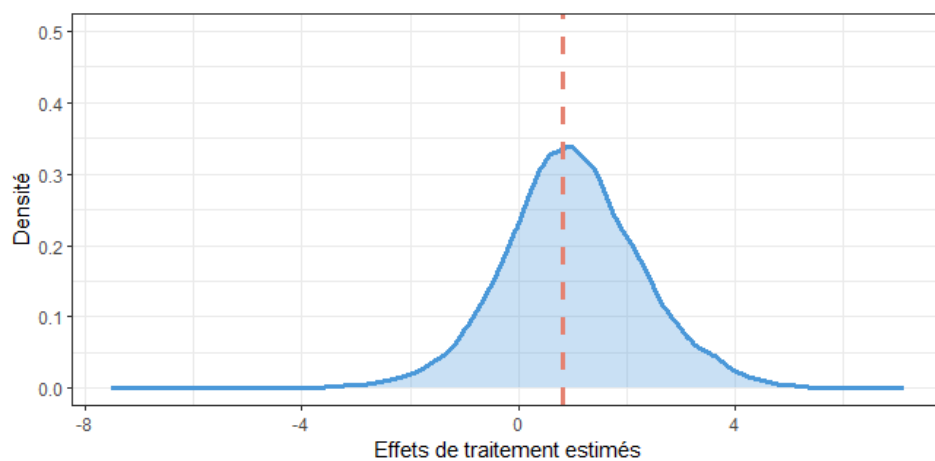
Figure 5.7 – Effets de Passe-Partout par CSS – Épreuve de français, langue d’enseignement (écriture)

Distribution des effets de traitement individuels du programme Passe-Partout

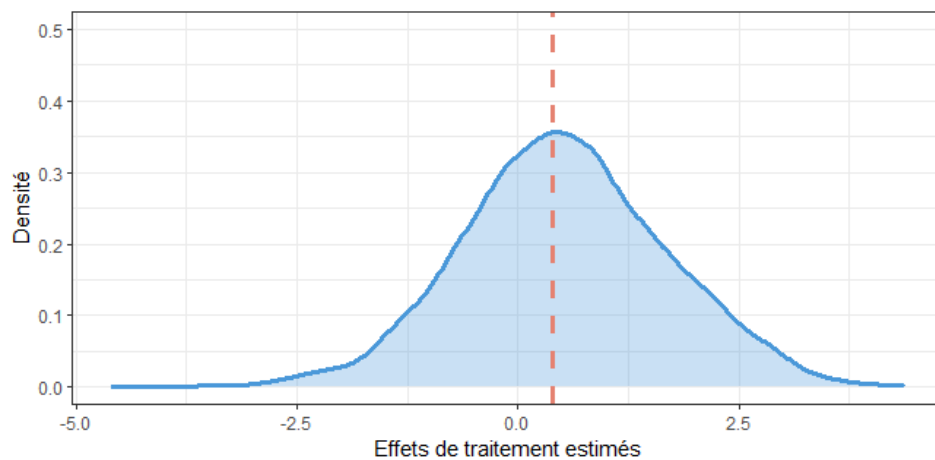
Comme discuté dans la section consacrée à la méthodologie, l'approche par forêt aléatoire causale permet d'obtenir la distribution des effets de traitement estimés sur une base individuelle. Ces distributions sont présentées dans les figures 5.8 à 5.12. Ces figures illustrent donc la distribution des effets individuels, soit la moyenne pour chaque élève des effets de Passe-Partout estimés par la forêt causale. Ces distributions sont normales et centrées autour de l'effet moyen de traitement sur les élèves traités (ATT). Pour chacune de ces distributions, la ligne pointillée est ajoutée à titre de comparaison et représente le résultat d'une régression linéaire par moindres carrés ordinaires effectuée sur l'échantillon apparié. La comparaison de ces méthodes permet de constater si un biais existe dans une estimation par régression linéaire. La figure 5.8 montre la distribution des effets de traitement sur les résultats aux épreuves de mathématique des trois séquences, soit *Culture, société et technique*, *Sciences naturelles* et *Technico-sciences*. La méthode d'estimation par moindres carrés ordinaires suggère un effet cohérent avec l'effet de traitement moyen estimé par la forêt causale, légèrement sous-estimé dans le cas de la séquence *Culture, société et technique*. Ces distributions montrent également des effets allant d'environ - 6 p.p. à 6 p.p. pour la séquence *Culture, société et technique*, de - 7 p.p. à 7 p.p. pour la séquence *Sciences naturelles* et de - 4 p.p. à 4 p.p. pour la séquence *Technico-sciences*. Du côté des deux épreuves de sciences, les distributions suggèrent une sous-estimation de l'effet moyen par la méthode des moindres carrés ordinaires. Alors que les effets moyens sur lesquels sont centrées les distributions des deux épreuves sont tous deux significatifs, la distribution pour l'épreuve de sciences de la séquence *Science et technologie* montre des effets allant de - 4 p.p. à 7 p.p., alors qu'elle est de - 3 p.p. à 5 p.p. pour l'épreuve de sciences de la séquence *Applications technologiques et scientifiques*. L'effet estimé par moindres carrés ordinaires apparaît également légèrement sous-estimé dans le cas de l'épreuve d'histoire. La distribution des effets estimés par forêt causale dans le cas de cette épreuve montre des effets allant de - 5 p.p. à 8 p.p. La distribution des effets sur les résultats à l'épreuve d'anglais, langue seconde, allant de - 4 p.p. à 6 p.p. et centrée autour d'un effet moyen statistiquement non significatif, montre que l'application des moindres carrés ordinaires surestime l'effet négatif du programme. Finalement, la distribution des effets du programme sur les résultats à l'épreuve d'écriture de français, langue d'enseignement, est centrée autour d'un effet moyen significatif et suggère que les moindres carrés ordinaires présentent un résultat cohérent de l'effet de traitement. Cette distribution montre des effets allant de - 3 p.p. à 7 p.p.



(a) Mathématique : CST

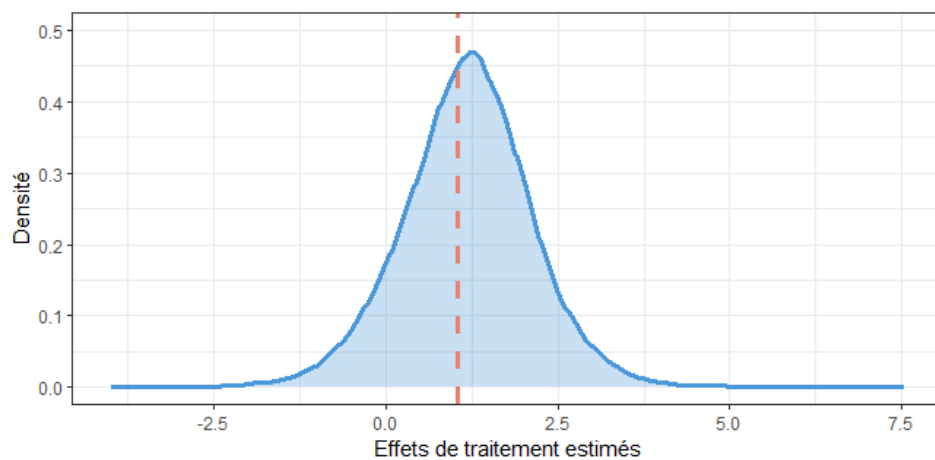


(b) Mathématique : SN

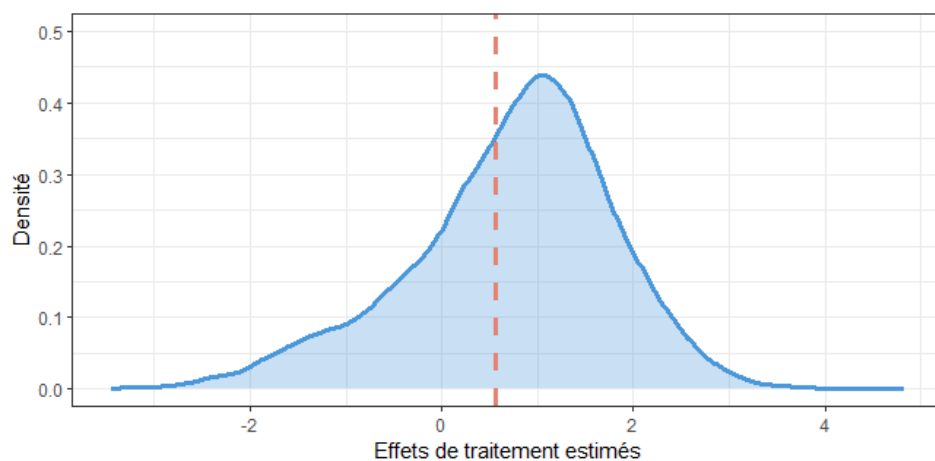


(c) Mathématique : TS

Figure 5.8 – Distributions des effets de traitement estimés par forêt causale – Épreuves de mathématique



(a) Sciences : Science et techno



(b) Sciences : ATS

Figure 5.9 – Distributions des effets de traitement estimés par forêt causale – Épreuves de sciences

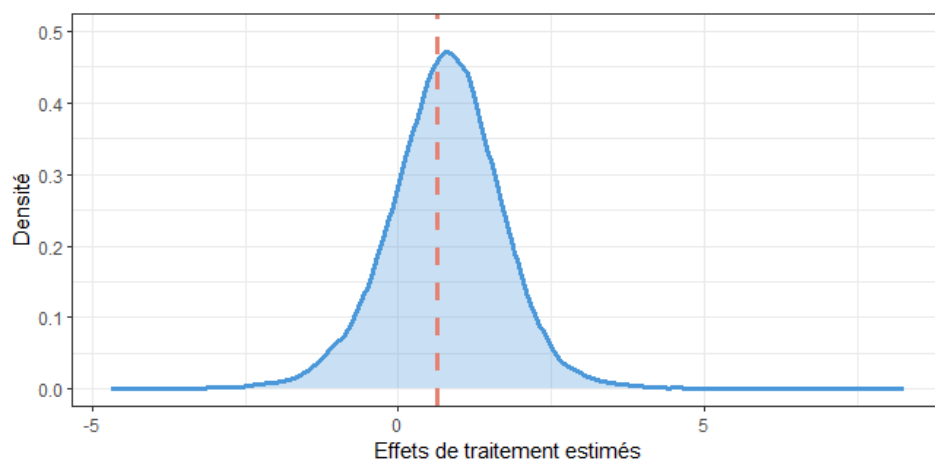


Figure 5.10 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Épreuve d'histoire

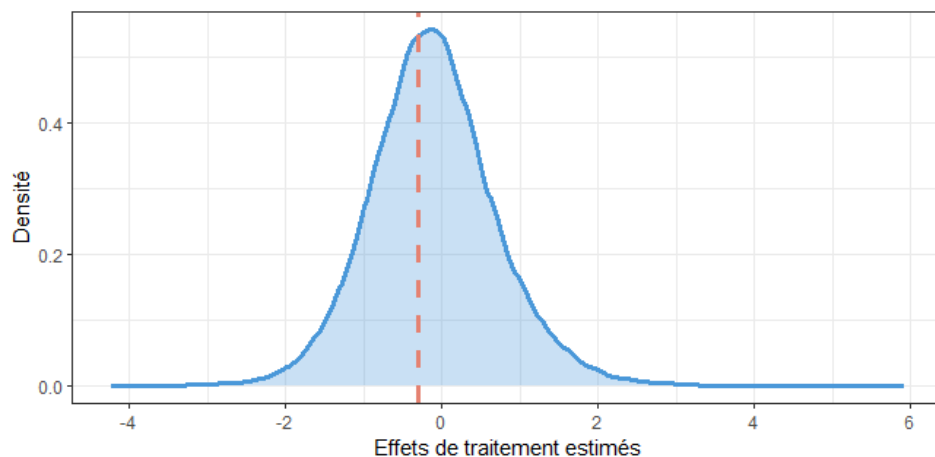


Figure 5.11 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Épreuve d’anglais, langue seconde

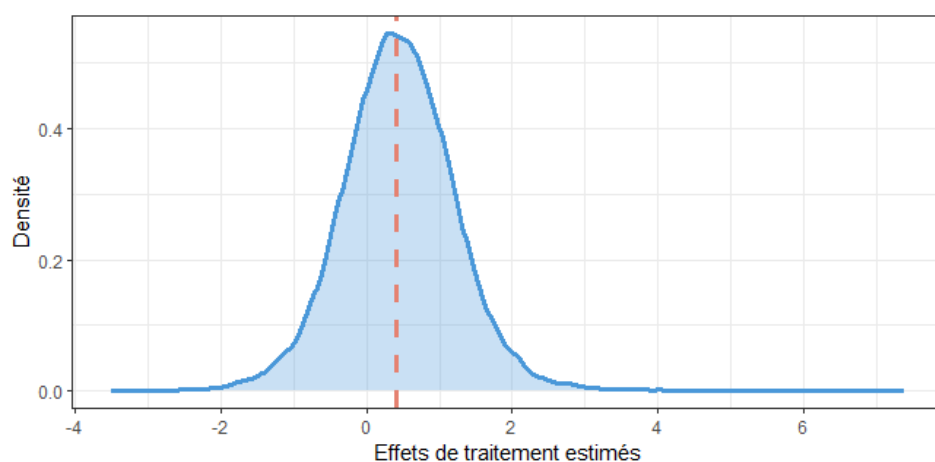


Figure 5.12 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Épreuve de français, langue d’enseignement

La projection linéaire de ces effets estimés sur le vecteur de facteurs X_i permet de déterminer les facteurs liés de manière significative à la variation de l’effet de traitement. Cette étape permet donc d’observer quelles caractéristiques sont liées à un effet plus ou moins amplifié du traitement, ce qui permet, ultimement, de brosser le portrait d’individus plus susceptibles de bénéficier davantage d’un tel programme. Le tableau 5.5 présente les résultats de ces projections linéaires des effets de traitement pour chacune des épreuves ministérielles.

Il convient de souligner la corrélation entre certains de ces facteurs et la variation de l’effet de traitement du programme Passe-Partout. Alors que la propension à participer au programme diminue chez les élèves dont l’anglais est la langue maternelle, cette caractéristique est liée à un effet amplifié du programme sur les résultats à l’épreuve de mathématique, séquence *Technico-sciences*. De même, le statut familial de

mère cheffe de famille monoparentale, bien qu'il réduise la propension à participer au programme, est également lié à un effet plus important du programme sur les résultats à l'épreuve de sciences, séquence *Science et technologie*.

D'autres variables, qui n'ont pas pour effet de réduire la propension à participer au programme Passe-Partout, sont liés à des effets positifs sur la variation de l'effet de traitement. C'est le cas de l'indicateur de mère sans diplôme sur la performance à l'épreuve de mathématique de la séquence *Technico-sciences*. De plus, un plus grand impact du programme est également lié à l'IMSE au secondaire pour les résultats aux épreuves de mathématique de la séquence *Sciences naturelles* et de sciences des deux séquences. L'effet causal de Passe-Partout est également renforcé lorsqu'un élève possède un plan d'intervention au primaire pour l'épreuve de sciences de la séquence *Science et technologie*, et au secondaire pour les épreuves de mathématique des séquences *Culture, société et technique* et *Technico-sciences*. Il est à noter que l'existence d'un plan d'intervention au primaire est liée à un effet réduit du programme pour les résultats aux épreuves de mathématique de la séquence *Technico-sciences* et pour les résultats aux épreuves d'anglais, langue seconde.

En résumé, il peut s'avérer pertinent de prendre en considération la variation de l'effet du programme Passe-Partout en fonction de ces différentes caractéristiques, de façon à en optimiser les résultats.

Tableau 5.5 – Résultats des projections linéaires de l'effet de traitement sur les facteurs exogènes : Notes aux épreuves uniques ministérielles

Facteur	CST	SN	TS	ST	ATS	Hist	Fr	Ang
Sexe (fille)								
Immigrant								
Né au 3 ^e trimestre								
Langue maternelle : ang.			14,6 (*)					
Langue maternelle : autre		-3,8 (.)		-3,4 (*)			-3,4 (*)	
Rev. moyen (/1000) (prim.)			0,04 (.)					
Rev. moyen (/1000) (sec.)				0,01 (.)				
Mère sans diplôme			2,5 (*)					
Père sans diplôme								
Mère cheffe de fam. mono.				1,9 (.)				
Mère détenant un dipl. col.		-0,8 (.)		-0,5 (.)	1,2 (.)			
Père détenant un dipl. col.		-1,2 (*)						
Mère détenant un dipl. univ.								-1,7 (.)
Père détenant un dipl. univ.		-1,8 (*)						
IMSE (primaire)					-0,1 (.)			
IMSE (secondaire)		0,1 (.)		0,1 (*)	0,2 (.)			
PPP (primaire)								

Facteur	CST	SN	TS	ST	ATS	Hist	Fr	Ang
PPP (secondaire)								
Programme enrichi (prim.)		-1,8 (.)						
Programme enrichi (sec.)								
Changement org. (prim.)		0,6 (.)						
Changement org. (sec.)					1,0 (.)			
Plan inter. ED (prim.)			-3,0 (*)	0,8 (.)				-0,7 (.)
Plan inter. ED (sec.)	1,2 (*)		2,6 (.)					
Plan inter. EH (prim.)								
Plan inter. EH (sec.)							-3,6 (.)	
Seuils de significativité : 0 '****' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0,1								

5.3 Les effets de Passe-Partout sur le redoublement et la persévérance scolaire

5.3.1 Effets de traitement moyens sur le redoublement et la persévérance scolaire

Une autre catégorie de résultats éducatifs est considérée dans l'estimation de l'effet du programme Passe-Partout sur la réussite scolaire des jeunes. Cette catégorie de résultats couvre le redoublement et la persévérance scolaire. Les variables de résultats sont dichotomiques, ce qui modifie la méthode d'estimation de l'effet de traitement à la suite de l'appariement des données. Pour identifier et estimer l'effet causal $\hat{\delta}$, la modélisation des résultats dichotomiques s'exprime tel que dans l'équation 5.1, mais s'effectue par l'application d'un modèle probit. Tout comme dans le cas des variables dépendantes continues, les résultats estimés par la méthode de l'appariement par score de propension sont comparés à ceux obtenus par l'application de forêts causales de manière, entre autres, à en évaluer la robustesse face aux biais de sélection sur les facteurs inobservables. Les résultats sont présentés dans le tableau 5.6, qui compare les effets estimés par la méthode de l'appariement par score de propension et des forêts causales à ceux obtenus par application d'un modèle probit avant l'appariement des données. Les effets estimés représentent les effets marginaux moyens.

Les résultats suggèrent une cohérence dans l'estimation des effets de Passe-Partout sur le redoublement et la persévérance scolaire entre la méthode de l'appariement par score de propension et celle des forêts causales. La méthode d'estimation par le modèle probit suggère même des résultats cohérents avec les deux autres méthodes. Ainsi, en s'appuyant sur cette cohérence entre les méthodes, il est possible de conclure à des effets favorables et significatifs du programme sur le redoublement et la persévérance scolaire. L'effet moyen estimé de Passe-Partout sur la propension à obtenir un diplôme d'études secondaires est de 3 p.p. à 4 p.p., soit le même effet estimé sur la propension à obtenir tout diplôme ou toute qualification. De même, Passe-Partout montre des effets négatifs et significatifs sur le redoublement scolaire. En effet, il réduit en moyenne de 1 p.p. à 2 p.p. la propension à reprendre une année scolaire au

primaire, et de 2 p.p. à 3 p.p. cette propension au secondaire. Finalement, l'effet du programme est également négatif et significatif sur la propension d'un élève à sortir sans diplôme ni qualification à la formation générale des jeunes, l'abaissant en moyenne de 2 p.p. L'ensemble des effets de traitement moyens estimés sont significatifs, et ce, au seuil de 1 %.

Tableau 5.6 – Effets marginaux estimés de Passe-Partout sur le redoublement et la persévérance scolaire

Mesure	Probit		Appariement		Forêt causale	
Redoublement scolaire						
Reprise au primaire	-0,01	***	-0,02	***	-0,01	***
Reprise au secondaire	-0,02	***	-0,03	***	-0,03	***
Persévérance scolaire						
Obtention d'un D.E.S.	0,03	***	0,03	***	0,04	***
Obtention tout	0,03	***	0,03	***	0,04	***
Sortie sans diplôme	-0,02	***	-0,02	***	-0,02	***
L'estimation par modèle probit a été effectuée sur l'échantillon non apparié Les estimateurs représentent les effets marginaux moyens						
Seuils de significativité : *** p-value < 0,01, ** p-value < 0,05, * p-value < 0,1						

5.3.2 Effets de traitement hétérogènes sur le redoublement et la persévérance scolaire

Effets de Passe-Partout par centre de services scolaire

Comme dans le cas de l'effet de traitement sur les résultats aux épreuves ministérielles, il est possible d'obtenir l'effet de traitement par centre de services scolaire (CSS) ou commission scolaire (CS) en intégrant une variable d'interaction entre le code de CSS¹⁵ et la variable de traitement T_i . Puisque ces effets ont été estimés à l'aide d'un modèle probit, les résultats sont présentés sous forme d'effets marginaux et calculés par l'entremise du package R « *margins* » (Leeper, 2016).

Les résultats sont présentés graphiquement sur les figures 5.13 à 5.17. Les CSS pour lesquels aucun effet significatif n'est estimé, et ce, même au seuil de 10 %, sont représentés en gris. Les effets significatifs aux seuils de 10 %, de 5 % et de 1 % sont illustrés à l'aide de l'échelle de teintes de bleu. La proportion de CSS pour lesquels le programme Passe-Partout a un effet estimé significatif, qu'il soit positif ou négatif, est présentée à l'annexe B dans le tableau B.1.

¹⁵ À des fins de simplicité pour la présentation des résultats, les CSS et CS ont été regroupés sous l'appellation « CSS ».

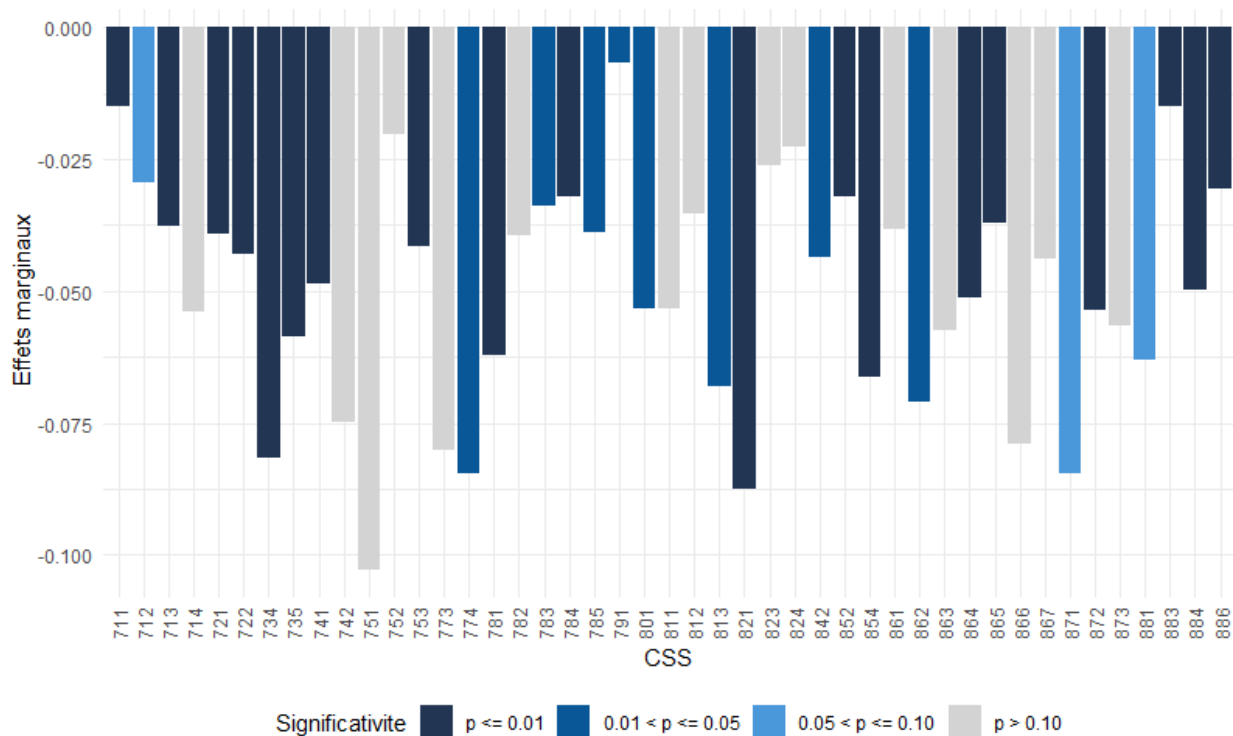


Figure 5.13 – Effets marginaux de Passe-Partout par CSS – Reprise d’une année scolaire au primaire

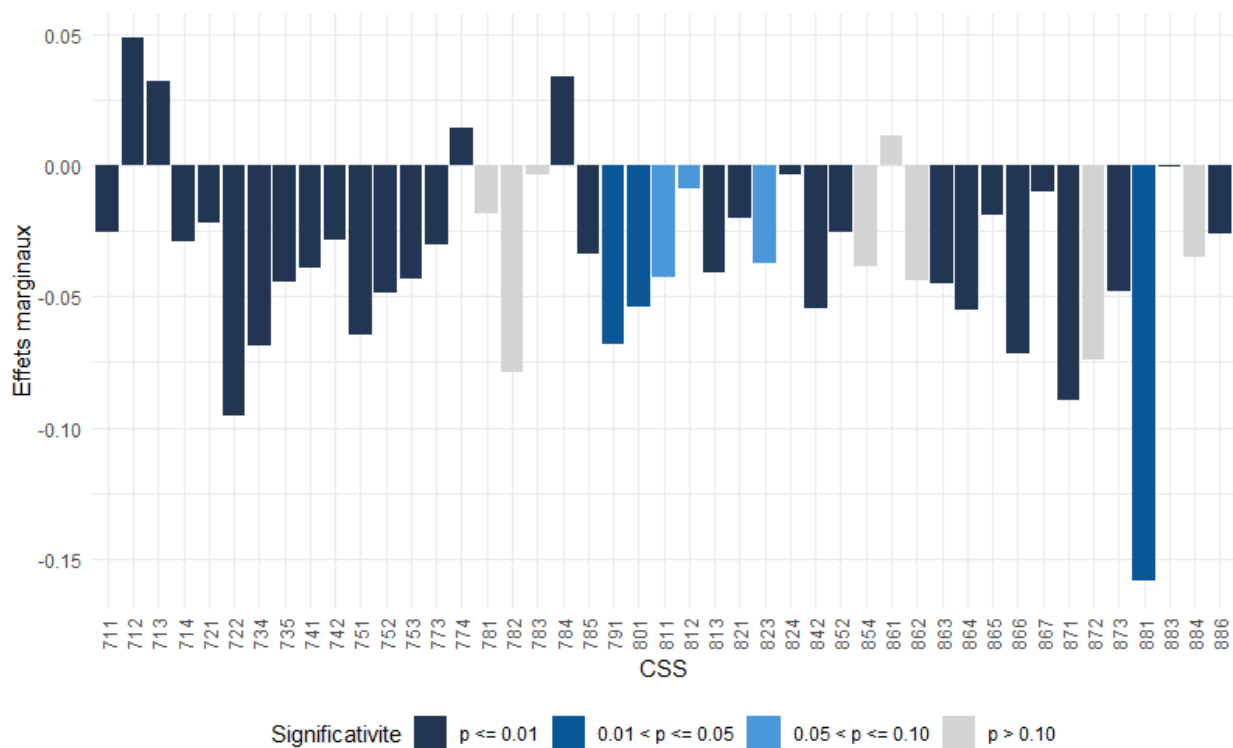


Figure 5.14 – Effets marginaux de Passe-Partout par CSS – Reprise d’une année scolaire au secondaire

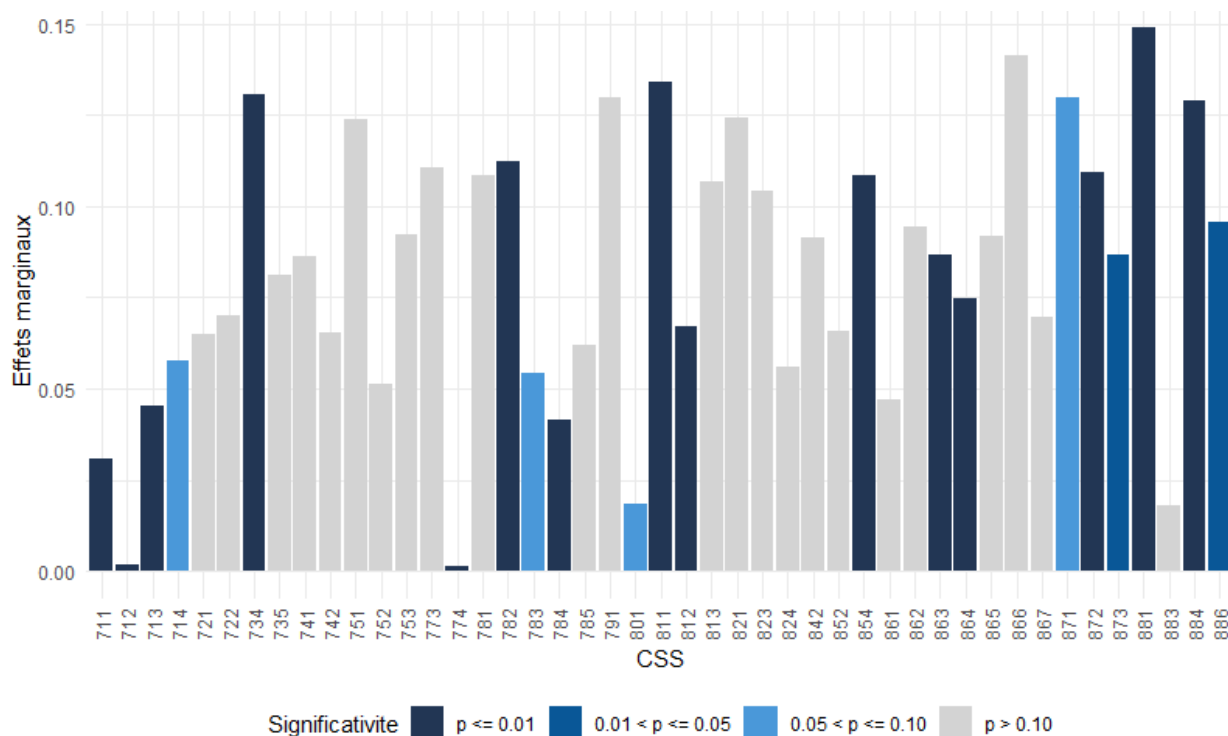


Figure 5.15 – Effets marginaux de Passe-Partout par CSS – Obtention d’un diplôme d’études secondaires

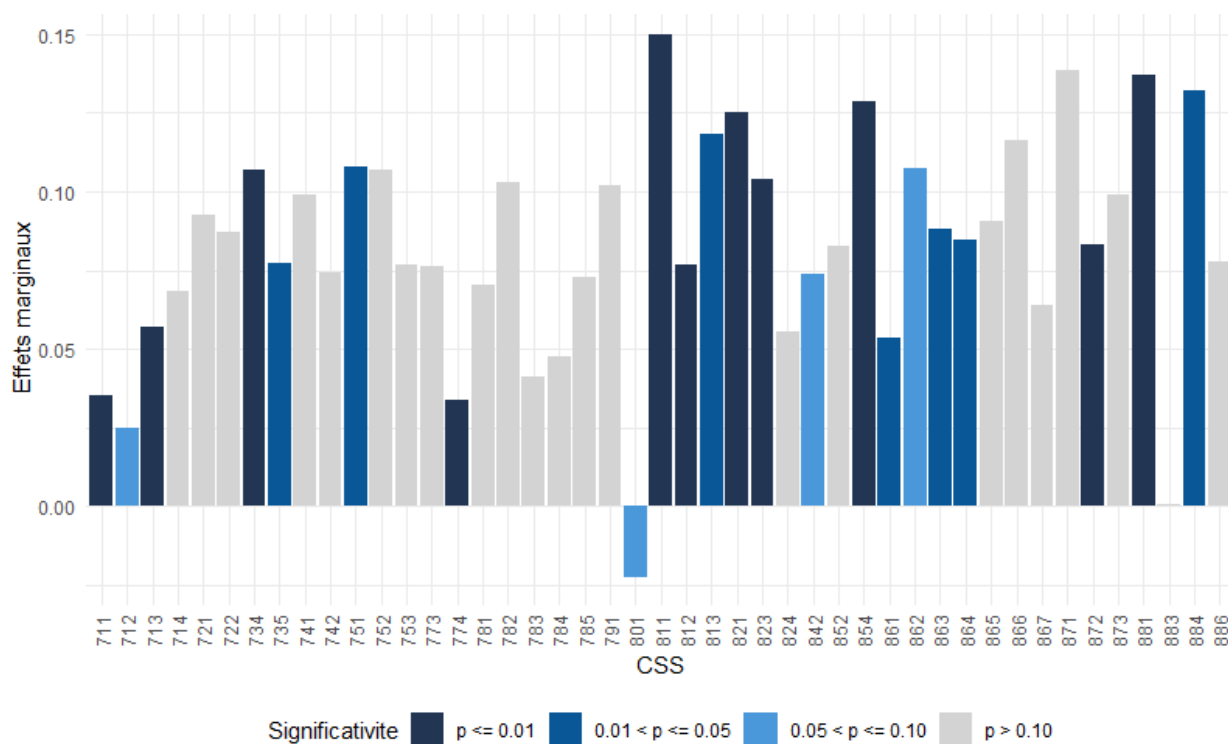


Figure 5.16 – Effets marginaux de Passe-Partout par CSS – Obtention d’un diplôme ou de toute autre qualification

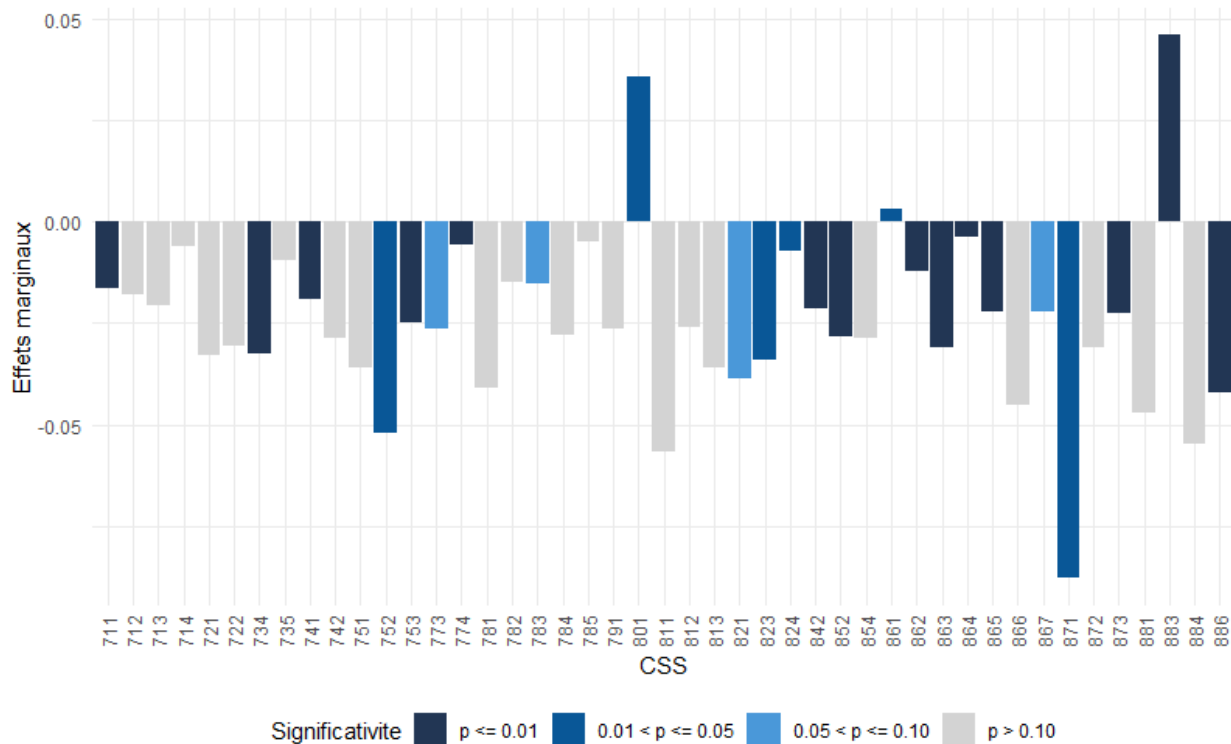


Figure 5.17 – Effets marginaux de Passe-Partout par CSS – Sortie sans diplôme ni qualification

Distribution des effets de traitement individuels du programme Passe-Partout

Tout comme dans le cas de l'estimation de l'effet de traitement sur les résultats aux épreuves ministérielles, l'approche par forêt aléatoire causale permet d'obtenir la distribution des effets de traitement estimés sur une base individuelle. Ces effets de Passe-Partout, illustrés dans les figures 5.18 à 5.22, sont normalement distribués et centrés autour de l'effet moyen de traitement. Ces figures comportent une ligne pointillée représentant l'estimateur par moindres carrés ordinaires pour chacun des résultats. Dans le cas de l'effet de traitement sur la propension à reprendre une année au primaire, la figure 5.18 montre que l'effet de traitement moyen obtenu par la forêt causale varie de - 0,2 p.p. à 0,1 p.p. Dans le cas de la propension à reprendre une année au secondaire, l'effet de traitement estimé par la forêt causale varie également de - 0,2 p.p. à 0,1 p.p. En ce qui concerne l'obtention d'un diplôme ou d'une qualification, les figures 5.20 et 5.21 montrent des distributions similaires allant de - 0,1 p.p. à 0,2 p.p. Finalement, pour ce qui est de la propension à la sortie sans diplôme ni qualification à la formation générale des jeunes, la figure 5.22 montre que l'effet moyen estimé est issu d'une distribution allant de - 0,1 p.p. à 0,1 p.p.

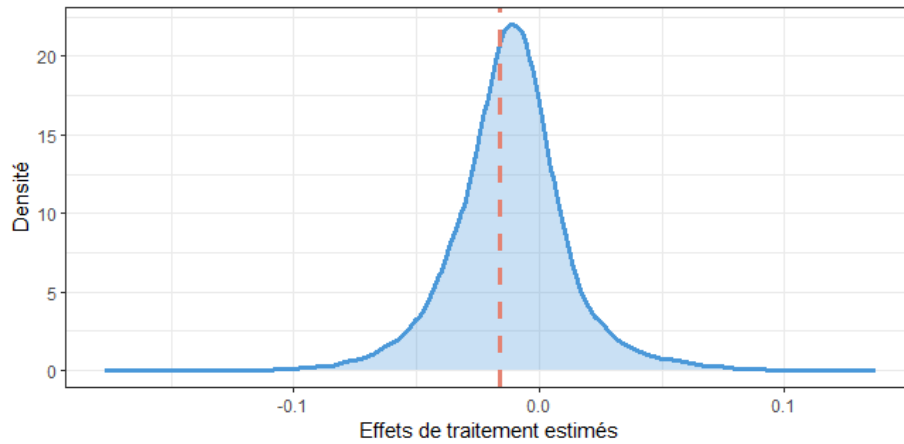


Figure 5.18 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Reprise d’une année scolaire au primaire

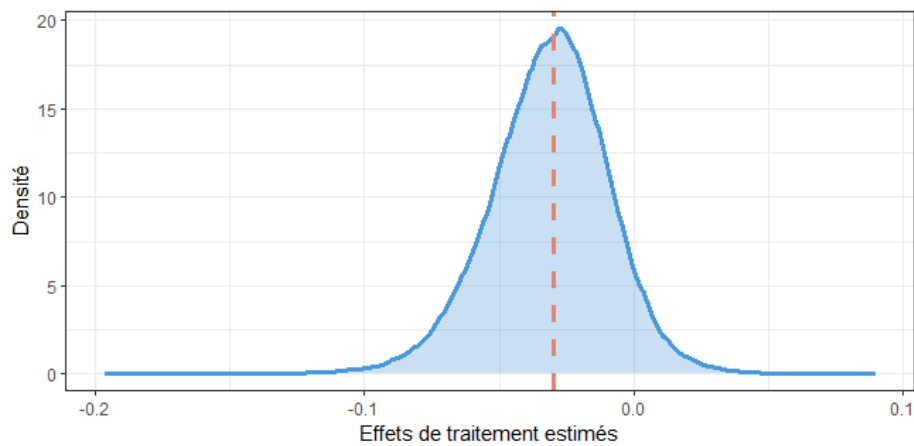


Figure 5.19 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Reprise d’une année scolaire au secondaire

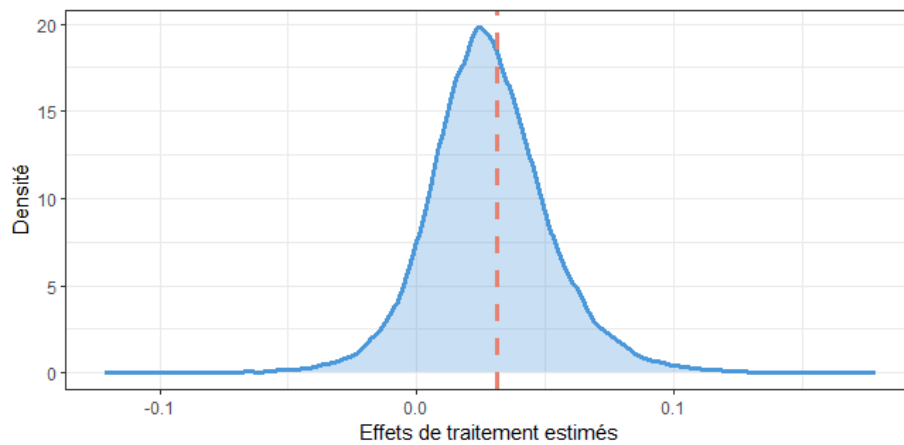


Figure 5.20 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Obtention d’un diplôme d’études secondaires

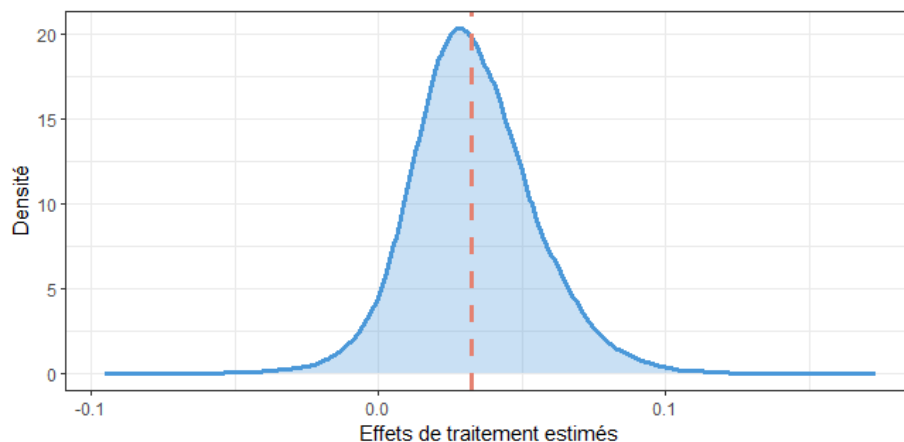


Figure 5.21 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Obtention d’un diplôme ou de toute qualification

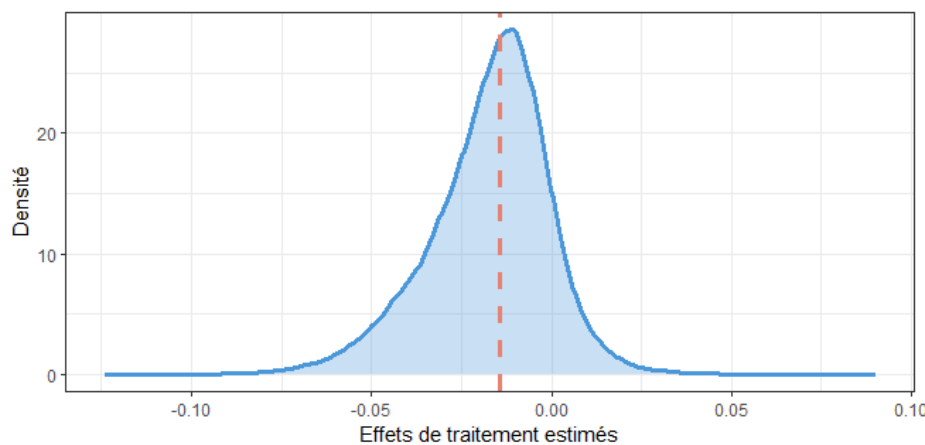


Figure 5.22 – Distribution des effets de traitement estimés par forêt causale – Sortie sans diplôme ni qualification

Comme pour l’estimation des effets du programme sur les résultats aux épreuves ministérielles, la projection linéaire des effets estimés sur le redoublement et la persévérance scolaire sur le vecteur de facteurs X_i aide à identifier les facteurs liés à la variation de l’effet de traitement. Cette démarche permet ainsi de déterminer quelles caractéristiques sont associées à une amplification plus ou moins importante de l’effet du traitement, ce qui permet de cerner les individus susceptibles de bénéficier davantage d’une participation au programme Passe-Partout.

Le tableau 5.7 présente les résultats de ces projections linéaires des effets de traitement pour chacune des mesures de redoublement ou de persévérance scolaire. Il s’avère intéressant de noter la présence d’un plan d’intervention au secondaire dans le cas de l’obtention d’un diplôme d’études secondaires ainsi que de tout autre diplôme ou qualification. L’indicateur de père sans diplôme est également lié à un plus grand effet du programme quant à l’obtention de tout autre diplôme ou qualification. L’effet du

programme est renforcé dans le cas des élèves handicapés pour la propension à la reprise d’une année scolaire au primaire ainsi que pour l’obtention d’un diplôme d’études secondaires ou de toute autre qualification. Il est à noter que certains facteurs sont liés à un effet indésirable sur le sens de la variation de l’effet de traitement. C’est le cas, notamment, des programmes d’enrichissement pour le redoublement au secondaire et des programmes agréés pour le redoublement et l’obtention d’un diplôme. En somme, comme pour le cas des effets du programme sur la performance aux épreuves ministérielles, il s’avère pertinent de prendre en considération la variation de l’effet du programme Passe-Partout en fonction des différents facteurs liés aux élèves.

Tableau 5.7 – Résultats des projections linéaires de l’effet de traitement sur les facteurs exogènes : redoublement et persévérance scolaire

Facteur	Reprise (prim)	Reprise (sec)	DES	Dipl.	Sortie
Sexe (fille)					
Immigrant	0,04 (*)				
Né au 3 ^e trimestre		0,01 (*)			
Langue maternelle : ang.	-0,04 (.)				0,05 (*)
Langue maternelle : autre					
Rev. moyen (/1000) (prim.)					
Rev. moyen (/1000) (sec.)					
Mère sans diplôme					
Père sans diplôme				0,02 (*)	-0,01 (.)
Mère cheffe de fam. mono.					
Mère détenant un dipl. col.					
Père détenant un dipl. col.					
Mère détenant un dipl. univ.	-0,03 (.)				
Père détenant un dipl. univ.					
IMSE (primaire)					
IMSE (secondaire)					
PPP (primaire)					
PPP (secondaire)		0,02 (**)	-0,02 (**)	-0,02 (**)	
Programme enrichi (prim.)		0,04 (**)			
Programme enrichi (sec.)				0,01 (.)	
Changement org. (prim.)					
Changement org. (sec.)					
Plan inter. ED (prim.)			-0,02 (*)		
Plan inter. ED (sec.)			0,03 (***)	0,02 (*)	-0,02 (**)
Plan inter. EH (prim.)	-0,07 (**)		0,06 (*)	0,06 (.)	-0,06 (*)
Plan inter. EH (sec.)					
Seuils de significativité : 0 ‘****’ 0,001 ‘***’ 0,01 ‘**’ 0,05 ‘.’ 0,1					

Conclusion

L'impact des interventions éducatives à l'âge préscolaire a été démontré dans la littérature comme étant favorable au développement des tout-petits. La portée des interventions varie, bien entendu, selon les programmes étudiés. Ce type de programme vise généralement le développement des aptitudes cognitives et non cognitives. Bien que les compétences cognitives aient une incidence sur la réussite, les compétences socio-émotionnelles sont particulièrement mises de l'avant dans la littérature comme étant de réelles courroies de transmission pour la réussite à l'âge adulte (Heckman, 2008a). Les études démontrent d'ailleurs des effets à long terme sur la réussite scolaire ainsi que sur le niveau de vie et les comportements à l'âge adulte. L'implication des parents, une caractéristique du programme Passe-Partout, a également fait l'objet d'études. Celles recensées dans la littérature aux fins de cette étude révèlent que cette implication, notamment encouragée par l'entremise de programmes préscolaires, est liée à une meilleure performance scolaire et à de meilleurs comportements. En cohérence avec la littérature, l'évaluation de l'impact de Passe-Partout sur la transition à la maternelle 5 ans démontre des effets positifs et significatifs du programme sur le développement des habiletés cognitives et de communication, sur les connaissances ainsi que sur la santé des participants (Santarossa et Blais, 2018).

Ainsi, cette présente étude avait comme objectif d'évaluer l'impact à moyen et à long terme du programme Passe-Partout sur les trajectoires scolaires des enfants y ayant participé. Les résultats ont montré de manière significative les effets positifs du programme sur l'obtention d'un diplôme d'études secondaires ainsi que sur l'obtention de tout autre diplôme ou qualification, de manière cohérente entre les différentes méthodes d'évaluation. Conséquemment, cette étude démontre que Passe-Partout entraîne une diminution significative de la probabilité de sortie du système éducatif à la formation générale des jeunes sans diplôme ni qualification. De plus, le programme a été associé de manière significative à une réduction de la probabilité de reprendre une année scolaire, aussi bien au niveau primaire qu'au niveau secondaire.

L'effet de Passe-Partout sur les performances aux épreuves ministérielles se révèle significativement positif dans plusieurs domaines, notamment en français, langue d'enseignement, en histoire, en mathématique de la séquence *Sciences naturelles* et en sciences des séquences *Science et technologie* ainsi que *Applications technologiques et scientifiques*. Pour l'épreuve de mathématique de la séquence *Culture, société et technique*, l'estimation par l'application de l'intelligence artificielle suggère un effet favorable et significatif du programme, tandis que l'approche économétrique de l'appariement par score de propension ne révèle aucun effet significatif. Aucun impact n'est observé pour les résultats à l'épreuve de mathématique de la séquence *Technico-sciences*. En ce qui concerne l'épreuve d'anglais, langue seconde, l'analyse par appariement sur score de propension indique un effet négatif et significatif, alors que l'approche par la forêt causale ne met en évidence aucun effet significatif du programme. Cette disparité de résultats soulève des questions qui nécessitent des analyses complémentaires. Il est essentiel de noter que les individus participant aux épreuves varient, notamment pour celles offrant diverses séquences, telles que les mathématiques et les sciences. De plus, il convient de souligner que l'épreuve

d'anglais qui a été considérée est une épreuve de langue seconde, qui ne tient pas compte des élèves ayant suivi leur parcours secondaire au sein de centres de services scolaires anglophones. Enfin, bien que semblable à la méthode de l'appariement par score de propension utilisée dans un premier temps, l'approche par forêt causale peut s'avérer plus robuste que cette dernière (Wager et Athey, 2018).

Grâce à l'utilisation des méthodes d'apprentissage causal issues de l'intelligence artificielle, il a également été possible d'estimer la distribution des effets de traitement hétérogènes et de dégager des constats quant aux caractéristiques impactant davantage la variation de ces effets. L'effet de Passe-Partout a également été estimé par centre de services scolaire et commission scolaire grâce à l'intégration de variables d'interactions, de manière à dégager des tendances quant à l'hétérogénéité de la performance ou de l'offre du programme. Ces constats peuvent soutenir la manière dont le programme Passe-Partout est construit, promu et offert au sein des centres de services scolaires et commissions scolaires.

Globalement, les résultats estimés montrent que Passe-Partout soutient la persévérance scolaire alors que ses effets sont favorables sur l'obtention d'un diplôme d'études secondaires ou de tout autre diplôme ou qualification, et qu'il a un effet à la baisse sur la propension à la sortie sans diplôme ni qualification ainsi que sur le redoublement scolaire. Quant à la performance aux épreuves ministérielles, les résultats estimés témoignent d'impacts globalement positifs sur ceux-ci, à l'exception de l'épreuve d'anglais, langue seconde, pour laquelle des analyses complémentaires sont suggérées. Ces résultats soulignent l'importance de programmes préscolaires tels que Passe-Partout dans la promotion de la réussite scolaire et du développement global des enfants.

Néanmoins, cette étude comporte certaines limites qu'il convient de mentionner. En premier lieu, elle pourrait être enrichie par l'inclusion de données sur le parcours des enfants avant l'âge de 4 ans. Dans l'éventualité où ces données devenaient disponibles, il serait possible de vérifier que les enfants du groupe traitement et du groupe témoin possèdent bien des historiques similaires. De plus, bien que le Cadre organisationnel de Passe-Partout existe, son caractère non prescriptif laisse place à la diversité dans la mise en œuvre du programme au sein des différents centres de services scolaires et commissions scolaires, ce qui pourrait constituer une certaine limite pour l'estimation de son effet. En outre, le manque de données disponibles sur la fréquentation réelle des enfants et de leurs parents aux rencontres tout au long du programme limite la possibilité d'assurer une présence uniforme de tous les participants. Enfin, les effets du programme ont été principalement mesurés sur des résultats éducatifs du secondaire. La seule variable liée au parcours primaire étant celle mesurant la reprise d'une année scolaire, cette étude bénéficierait d'un accès aux résultats d'épreuves de niveau primaire, et non seulement aux résultats d'épreuves ministérielles de 4^e et 5^e secondaire.

En somme, le programme Passe-Partout semble être une initiative importante dans le paysage éducatif québécois, et ses résultats encourageants incitent à poursuivre les efforts visant à renforcer son efficacité et son accessibilité et, ainsi, à contribuer à l'épanouissement de chaque enfant dès le plus jeune âge.

Annexe A – Résultats aux épreuves ministérielles de 4^e et de 5^e secondaire

Effets de traitement par centre de services scolaire

Cette section présente les résultats de l'estimation de l'hétérogénéité du traitement selon le centre de services scolaire fréquenté par l'élève au primaire. Il s'agit des effets présentés dans les figures 5.3 à 5.7 de la section couvrant les résultats.

Le tableau A.1 présente un résumé de la proportion de CSS pour lesquels les effets de traitement estimés sont significativement¹⁶ positifs ou négatifs, et ce, pour chacune des épreuves ministérielles.

Les tableaux A.2 à A.9 présentent les effets de traitements estimés ainsi que le nombre d'individus ayant participé à chacune des épreuves ministérielles, et ce, par CSS.

Tableau A.1 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats aux épreuves uniques ministérielles

Épreuve	CSS avec effet positif	CSS avec effet négatif
Mathématique		
Math : CST	49 %	7 %
Math : SN	2 %	33 %
Math : TS	20 %	2 %
Sciences		
Science et technologie	4 %	16 %
ATS	7 %	2 %
Autres épreuves		
Histoire	38 %	0 %
Français : Écriture	5 %	37 %
Anglais, langue seconde	17 %	68 %

¹⁶ Les effets de programme sont considérés comme étant significatifs au seuil de 10 %.

Tableau A.2 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve de mathématique profil Culture, société et technique

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	-4,5134675	0,01 < p ≤ 0,05	343	198
712	-1,7586995	p > 0,10	572	310
713	-3,7744428	p > 0,10	343	188
714	-2,9560743	p > 0,10	404	180
721	-2,7335679	p > 0,10	939	783
722	-0,5246146	p > 0,10	454	257
734	1,1846424	p ≤ 0,01	1165	343
735	-6,3024631	p > 0,10	352	205
741	0,7991405	0,01 < p ≤ 0,05	838	225
742	-4,3842590	p > 0,10	864	403
751	5,3890653	p ≤ 0,01	658	484
752	0,9807945	0,01 < p ≤ 0,05	596	96
753	1,1939138	0,01 < p ≤ 0,05	671	344
773	-4,1141305	p > 0,10	426	176
774	0,0312504	0,05 < p ≤ 0,10	330	159
781	6,2894404	p ≤ 0,01	279	199
782	3,1125336	p ≤ 0,01	370	165
783	-2,6458640	p > 0,10	300	201
784	-1,5725122	p > 0,10	306	115
785	-0,8338506	p > 0,10	287	155
791	-7,6884862	p > 0,10	177	63
801	-1,8945314	p > 0,10	98	33
811	3,8136577	p > 0,10	91	80
812	1,5446741	0,01 < p ≤ 0,05	376	307
813	-1,8964005	p > 0,10	698	553
821	1,6821963	0,01 < p ≤ 0,05	880	760
823	1,2474557	p ≤ 0,01	1902	1621
824	-2,7068433	p > 0,10	658	208
842	1,8535208	p ≤ 0,01	1692	719
852	-0,3684878	0,01 < p ≤ 0,05	1375	361
854	-3,8495751	p > 0,10	704	540
861	1,1281278	0,01 < p ≤ 0,05	311	160
862	1,8494157	p ≤ 0,01	677	229
863	0,5845157	0,01 < p ≤ 0,05	1284	545
864	0,5065046	0,01 < p ≤ 0,05	1377	479
865	-0,3497124	0,05 < p ≤ 0,10	933	263
866	1,3923294	p ≤ 0,01	1307	796
867	1,3604400	0,01 < p ≤ 0,05	741	164
871	-1,6262090	p > 0,10	543	426
872	1,1610191	p ≤ 0,01	1226	554
873	2,9811772	p ≤ 0,01	1067	398
881	1,5300158	p > 0,10	202	31
883	-0,9207419	p > 0,10	458	188
884	0,1211022	0,05 < p ≤ 0,10	396	89
886	3,4936123	p ≤ 0,01	277	155

Tableau A.3 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve de mathématique profil Sciences naturelles

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	3,0845161	0,01 < p ≤ 0,05	494	320
712	0,4734720	p > 0,10	556	289
713	-2,2316650	0,01 < p ≤ 0,05	308	185
714	-0,6498050	0,05 < p ≤ 0,10	304	160
721	-0,7344393	0,05 < p ≤ 0,10	764	653
722	-4,0612748	p ≤ 0,01	352	192
734	0,4307409	p > 0,10	962	285
735	-1,1545295	0,01 < p ≤ 0,05	428	253
741	-3,8558074	p ≤ 0,01	475	155
742	-3,3165800	p ≤ 0,01	420	200
751	0,7801376	p > 0,10	767	589
752	-1,1509421	0,05 < p ≤ 0,10	546	74
753	2,7875053	p > 0,10	498	271
773	-2,2610365	p > 0,10	116	28
774	2,8125754	p > 0,10	189	109
781	3,7283787	p > 0,10	205	162
782	0,7480721	p > 0,10	260	139
783	-0,7770947	p > 0,10	186	99
784	2,6307509	p > 0,10	325	115
785	2,7081776	p > 0,10	229	132
791	-0,6425528	p > 0,10	203	68
801	-7,7415453	0,01 < p ≤ 0,05	54	10
811	0,7513687	p > 0,10	212	199
812	3,4252802	p > 0,10	332	283
813	0,7348056	p > 0,10	291	259
821	0,0243053	p > 0,10	919	795
823	-0,3424988	0,01 < p ≤ 0,05	2849	2490
824	0,4349292	p > 0,10	629	178
842	2,6542449	p > 0,10	1262	612
852	-0,8292091	0,01 < p ≤ 0,05	929	250
854	3,9085562	p > 0,10	380	312
861	1,0868699	p > 0,10	311	131
862	1,2567587	p > 0,10	503	184
863	-0,2655612	0,01 < p ≤ 0,05	1205	590
864	1,2169875	p > 0,10	1112	395
865	2,4758316	p > 0,10	891	263
866	2,0570015	p > 0,10	1397	935
867	-1,8946897	p ≤ 0,01	656	177
871	4,0981418	p > 0,10	447	361
872	1,5633983	p > 0,10	916	509
873	-0,1776140	p > 0,10	338	151
881	-4,5070653	0,01 < p ≤ 0,05	183	28
883	0,3124629	p > 0,10	200	81
884	-1,2929574	0,05 < p ≤ 0,10	285	77
886	2,8177631	p > 0,10	196	114

Tableau A.4 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve de mathématique profil Technico-sciences

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	-3,0713391	$p > 0,10$	163	102
712	-3,7261588	$p > 0,10$	82	32
713	-9,0335461	$0,05 < p \leq 0,10$	158	83
714	2,2903453	$0,05 < p \leq 0,10$	292	127
721	-0,4352724	$p > 0,10$	147	119
722	-4,1696250	$p > 0,10$	231	172
734	4,5013467	$0,01 < p \leq 0,05$	217	70
735	-8,5182985	$p > 0,10$	57	10
741	-2,3406405	$p > 0,10$	344	56
742	0,6638338	$p > 0,10$	325	145
751	-8,5384053	$p > 0,10$	3	2
752	-10,4488879	$p > 0,10$	13	3
753	4,2367198	$p > 0,10$	33	19
773	5,6956436	$0,01 < p \leq 0,05$	117	70
774	-3,3489625	$p > 0,10$	28	12
781	1,3523678	$p > 0,10$	103	72
782	3,3241887	$0,05 < p \leq 0,10$	98	49
783	6,6588679	$0,01 < p \leq 0,05$	89	65
784	-6,3767540	$p > 0,10$	4	2
785	-3,7482749	$p > 0,10$	155	95
791	0,6212342	$p > 0,10$	78	48
801	-2,1425505	$p > 0,10$	28	18
811	21,1740629	$p \leq 0,01$	93	90
812	2,3134274	$p > 0,10$	172	118
813	1,9107457	$p > 0,10$	409	350
821	-5,2735647	$p > 0,10$	251	232
823	6,2141277	$p > 0,10$	17	16
824	-1,8706823	$p > 0,10$	177	98
842	-8,6983562	$p > 0,10$	13	5
852	1,0640785	$p > 0,10$	316	74
854	3,3438847	$0,05 < p \leq 0,10$	196	155
861	-6,1393687	$p > 0,10$	53	21
862	-15,1107994	$p > 0,10$	10	4
863	-3,0792752	$p > 0,10$	69	32
864	-0,0357858	$p > 0,10$	20	6
865	-4,4074786	$p > 0,10$	33	5
866	3,7968626	$0,01 < p \leq 0,05$	246	163
867	-2,3434404	$p > 0,10$	72	12
871	10,8262142	$p \leq 0,01$	57	45
872	-0,4324862	$p > 0,10$	385	176
873	1,1978884	$p > 0,10$	529	190
881	-3,9874344	$p > 0,10$	30	7
883	-0,3616462	$p > 0,10$	15	6
884	4,8629570	$p > 0,10$	34	12
886	-15,9942011	$p > 0,10$	5	1

Tableau A.5 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve de sciences profil Science et technologie

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	1,4275639	$p > 0,10$	845	533
712	-0,2399692	$p > 0,10$	970	476
713	-0,7594812	$p > 0,10$	632	372
714	1,6392343	$p > 0,10$	962	455
721	-1,5860795	$0,01 < p \leq 0,05$	1745	1481
722	-2,2752684	$p \leq 0,01$	969	575
734	-0,0091585	$p > 0,10$	1720	497
735	-3,1877547	$p \leq 0,01$	731	426
741	0,9784712	$p > 0,10$	1309	363
742	-0,8456858	$0,05 < p \leq 0,10$	935	433
751	2,9230304	$p > 0,10$	1445	1106
752	-1,5623752	$0,01 < p \leq 0,05$	1205	175
753	2,1785986	$p > 0,10$	905	475
773	2,3056236	$p > 0,10$	587	241
774	1,5586381	$p > 0,10$	305	147
781	3,1259647	$p > 0,10$	379	270
782	2,4629302	$p > 0,10$	643	311
783	-1,0631567	$p > 0,10$	529	339
784	1,7730544	$p > 0,10$	522	180
785	1,5526635	$p > 0,10$	552	311
791	5,0343502	$0,01 < p \leq 0,05$	402	134
801	-2,0976665	$p > 0,10$	185	62
811	0,4363882	$p > 0,10$	292	274
812	-1,6214394	$0,05 < p \leq 0,10$	541	434
813	2,0649765	$p > 0,10$	1229	1030
821	-1,0203190	$0,05 < p \leq 0,10$	1605	1412
823	-0,0314992	$p > 0,10$	4729	4086
824	2,6609265	$p > 0,10$	1151	349
842	1,9150233	$p > 0,10$	3140	1380
852	-0,1132540	$p > 0,10$	2350	611
854	1,6619420	$p > 0,10$	921	725
861	-0,3137440	$p > 0,10$	735	338
862	1,3523993	$p > 0,10$	1265	426
863	0,7482947	$p > 0,10$	2509	1126
864	0,2925843	$p > 0,10$	2330	818
865	1,7538694	$p > 0,10$	1871	539
866	1,2020034	$p > 0,10$	2805	1810
867	1,0855656	$p > 0,10$	1147	329
871	1,5703418	$p > 0,10$	1145	890
872	2,2438773	$p > 0,10$	1657	802
873	2,6672886	$p > 0,10$	1962	750
881	-1,5516332	$p > 0,10$	323	53
883	0,9284917	$p > 0,10$	579	236
884	0,9254839	$p > 0,10$	627	164
886	7,2060295	$0,05 < p \leq 0,10$	93	39

Tableau A.6 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve de sciences profil Applications technologiques et scientifiques

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	-0,6297224	$p > 0,10$	170	91
712	-2,5608955	$p > 0,10$	192	127
713	-2,0430122	$p > 0,10$	196	90
714	-3,3717705	$p > 0,10$	101	48
721	0,7554681	$p > 0,10$	59	46
722	0,8278387	$p > 0,10$	177	127
734	-0,6621846	$p > 0,10$	563	178
735	-3,9750923	$p > 0,10$	95	31
741	1,8576140	$p > 0,10$	408	82
742	1,3630756	$p > 0,10$	636	297
751	-6,5920461	$p > 0,10$	13	10
752	-12,2177042	$0,05 < p \leq 0,10$	20	5
753	1,1902521	$p > 0,10$	228	128
773	7,9018261	$p > 0,10$	25	10
774	3,3847436	$p > 0,10$	219	129
781	-0,9717104	$p > 0,10$	195	144
782	2,7722764	$p > 0,10$	89	40
783	0,8095593	$p > 0,10$	17	13
784	0,1201575	$p > 0,10$	139	67
785	3,0558573	$p > 0,10$	107	54
791	5,8358147	$0,01 < p \leq 0,05$	124	55
801	7,2284018	$p > 0,10$	16	6
811	-0,9096442	$p > 0,10$	127	115
812	0,5075731	$p > 0,10$	357	297
813	0,5380651	$p > 0,10$	201	161
821	1,7388145	$p > 0,10$	610	516
823	-1,5619120	$p > 0,10$	98	71
824	2,5474715	$p > 0,10$	360	138
842	-0,3794962	$p > 0,10$	43	14
852	-0,0144752	$p > 0,10$	118	30
854	-3,7616423	$p > 0,10$	265	209
861	3,8914031	$p > 0,10$	10	3
862	9,8110116	$p > 0,10$	9	3
863	1,5944521	$p > 0,10$	160	72
864	1,2658433	$p > 0,10$	219	69
865	10,8256379	$0,01 < p \leq 0,05$	52	8
866	1,9928462	$p > 0,10$	33	18
867	-2,0172223	$p > 0,10$	365	27
871	7,8880453	$0,01 < p \leq 0,05$	78	56
872	1,9769844	$p > 0,10$	477	246
881	-4,1285324	$p > 0,10$	88	10
883	-2,2878992	$p > 0,10$	141	60
884	2,1783686	$p > 0,10$	95	17
886	0,8779220	$p > 0,10$	451	262

Tableau A.7 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve d'histoire

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	-1,1989743	$p > 0,10$	856	534
712	-1,6063973	$p > 0,10$	958	495
713	-2,4989870	$p > 0,10$	678	362
714	-1,1255248	$p > 0,10$	850	415
721	-2,7694548	$p > 0,10$	1522	1295
722	-1,7514840	$p > 0,10$	877	531
734	0,7166038	$p > 0,10$	1724	530
735	3,1414919	$p \leq 0,01$	713	386
741	1,5028217	$0,01 < p \leq 0,05$	1433	376
742	-2,3985054	$p > 0,10$	1220	580
751	1,4912456	$0,01 < p \leq 0,05$	1197	909
752	-0,0340005	$p > 0,10$	971	137
753	0,5438596	$p > 0,10$	875	451
773	1,1811525	$p > 0,10$	482	206
774	-1,7773292	$p > 0,10$	410	231
781	1,2737756	$p > 0,10$	494	345
782	2,3648381	$0,01 < p \leq 0,05$	672	313
783	-1,3674558	$p > 0,10$	468	294
784	0,2048142	$p > 0,10$	555	203
785	0,4682002	$p > 0,10$	540	289
791	0,6742329	$p > 0,10$	412	150
801	0,6681704	$p > 0,10$	167	53
811	-1,5418045	$p > 0,10$	327	305
812	0,3580526	$p > 0,10$	736	599
813	-0,9722648	$p > 0,10$	1158	970
821	-1,1013503	$p > 0,10$	1760	1534
823	1,6119585	$0,01 < p \leq 0,05$	3942	3377
824	1,5070092	$0,01 < p \leq 0,05$	1249	396
842	1,7950007	$p \leq 0,01$	2576	1131
852	-0,3740010	$p > 0,10$	1920	505
854	1,4591316	$0,05 < p \leq 0,10$	980	769
861	-1,3958302	$p > 0,10$	570	251
862	1,9730652	$0,01 < p \leq 0,05$	970	310
863	-0,0858701	$p > 0,10$	2167	972
864	-0,3763188	$p > 0,10$	2132	741
865	1,9742201	$0,01 < p \leq 0,05$	1511	425
866	1,4781653	$0,01 < p \leq 0,05$	2289	1440
867	1,1271203	$0,05 < p \leq 0,10$	1156	272
871	1,2020608	$0,05 < p \leq 0,10$	984	757
872	1,3884893	$0,01 < p \leq 0,05$	1925	914
873	0,5359381	$p > 0,10$	1588	614
881	-2,3415997	$p > 0,10$	332	46
883	1,6334075	$0,05 < p \leq 0,10$	572	233
884	2,7354527	$0,01 < p \leq 0,05$	612	147
886	2,2442255	$0,01 < p \leq 0,05$	426	243

Tableau A.8 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve d'anglais, langue seconde

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	2,3809953	$p \leq 0,01$	890	556
712	-1,0251675	$p \leq 0,01$	1092	555
713	-1,4492493	$p \leq 0,01$	723	423
714	-2,1736488	$p \leq 0,01$	910	438
721	-0,2400766	$0,01 < p \leq 0,05$	1808	1512
722	-1,4443285	$p \leq 0,01$	1046	637
734	-0,7239053	$p \leq 0,01$	2129	636
735	-2,1678644	$p \leq 0,01$	713	397
741	-0,7197983	$p \leq 0,01$	1632	423
742	1,4672467	$p > 0,10$	1438	660
751	-2,4611195	$p \leq 0,01$	1245	944
752	0,0796875	$0,05 < p \leq 0,10$	1163	150
753	0,2657666	$0,01 < p \leq 0,05$	1115	586
773	0,0809922	$0,05 < p \leq 0,10$	571	233
774	5,7863958	$0,01 < p \leq 0,05$	424	210
781	-0,4714968	$0,01 < p \leq 0,05$	531	385
782	-0,5198860	$0,01 < p \leq 0,05$	748	350
783	-0,8413056	$0,01 < p \leq 0,05$	520	324
784	1,0250330	$p > 0,10$	407	165
785	0,3294855	$p > 0,10$	601	334
791	-1,5422797	$p \leq 0,01$	368	156
801	-3,3327674	$p \leq 0,01$	197	60
811	-1,0974570	$p > 0,10$	367	342
812	1,9824106	$p > 0,10$	841	685
813	-0,0726974	$0,01 < p \leq 0,05$	1308	1089
821	-1,1817511	$p \leq 0,01$	1874	1637
823	-0,2410912	$p \leq 0,01$	4307	3718
824	-1,5320605	$p \leq 0,01$	1589	464
842	-0,0438625	$p \leq 0,01$	2773	1260
852	-0,5277258	$p \leq 0,01$	2256	598
854	1,2849563	$p > 0,10$	1106	875
861	-0,6798051	$0,01 < p \leq 0,05$	735	324
862	0,2895684	$0,05 < p \leq 0,10$	1198	386
863	-0,6263176	$p \leq 0,01$	2460	1116
864	-0,4852818	$p \leq 0,01$	2412	838
865	-0,9194172	$p \leq 0,01$	1837	500
866	-1,0742382	$p \leq 0,01$	2646	1732
867	-1,0850790	$p \leq 0,01$	1277	299
871	-0,1153008	$0,01 < p \leq 0,05$	1097	859
872	0,0273622	$0,01 < p \leq 0,05$	1884	886
873	-1,4531898	$p \leq 0,01$	1949	713

Tableau A.9 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur les résultats à l'épreuve de français, langue d'enseignement (écriture)

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité	Nbre d'élèves	Nbre d'élèves PP
711	1,8218753	0,01 < p ≤ 0,05	904	559
712	-1,4202384	p ≤ 0,01	1132	578
713	0,0001035	p > 0,10	748	434
714	-0,9236786	0,01 < p ≤ 0,05	960	471
721	-1,6171411	p ≤ 0,01	1823	1518
722	-0,8597100	0,01 < p ≤ 0,05	1056	650
734	0,3378082	p > 0,10	2164	650
735	-0,0503585	p > 0,10	731	410
741	0,3163800	p > 0,10	1645	424
742	-0,1805506	0,01 < p ≤ 0,05	1442	661
751	1,5099143	p > 0,10	1329	1010
752	0,8610143	p > 0,10	1280	169
753	0,7549815	p > 0,10	1164	607
773	1,5235010	p > 0,10	582	239
774	-1,4704251	0,01 < p ≤ 0,05	424	212
781	2,1250279	p > 0,10	534	391
782	0,1534747	p > 0,10	771	356
783	-0,7581081	0,05 < p ≤ 0,10	538	333
784	1,2595376	p > 0,10	551	194
785	1,2516301	p > 0,10	609	338
791	2,1583656	p > 0,10	418	163
801	1,3711558	p > 0,10	201	60
811	0,4190566	p > 0,10	384	356
812	-0,7770877	0,01 < p ≤ 0,05	845	689
813	2,5419438	p > 0,10	1336	1114
821	-0,1474817	0,05 < p ≤ 0,10	2063	1814
823	-0,6378810	p ≤ 0,01	4611	3977
824	0,2469277	p > 0,10	1653	483
842	-0,1258686	0,01 < p ≤ 0,05	2817	1276
852	-0,1678510	0,01 < p ≤ 0,05	2267	599
854	1,9022235	p > 0,10	1134	894
861	-0,5681269	0,01 < p ≤ 0,05	763	337
862	0,6878049	p > 0,10	1221	404
863	0,6217677	p > 0,10	2493	1115
864	-0,0413461	0,01 < p ≤ 0,05	2452	852
865	1,3413550	p > 0,10	1843	504
866	0,2104610	0,05 < p ≤ 0,10	2731	1778
867	1,8883696	p > 0,10	1403	318
871	-1,1917967	0,01 < p ≤ 0,05	1112	871
872	0,9587333	p > 0,10	2274	1119
873	0,2432619	p > 0,10	2010	731

Annexe B – Redoublement et persévérance scolaire

Effets de traitement par centre de services scolaire

Cette section présente les résultats de l'estimation de l'hétérogénéité du traitement selon le centre de services scolaire fréquenté par l'élève au primaire. Il s'agit des effets marginaux présentés dans les figures 5.13 à 5.17 de la section couvrant les résultats.

Le tableau B.1 présente un résumé de la proportion de CSS pour lesquels les effets de traitements estimés sont significativement¹⁷ positifs ou négatifs, et ce, pour chacun des résultats étudiés.

Les tableaux B.2 à B.6 présentent les effets de traitements estimés par CSS pour chacune des mesures de redoublement et de persévérance scolaire.

Tableau B.1 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur le redoublement et la persévérance scolaire

Résultat	CSS avec effet positif	CSS avec effet négatif
Redoublement scolaire		
Reprise d'une année au primaire	0 %	67 %
Reprise d'une année au secondaire	9 %	73 %
Persévérance scolaire		
Obtention d'un D.E.S.	47 %	0 %
Obtention de tout diplôme	47 %	2 %
Sortie sans diplôme ni qualification	7 %	47 %

¹⁷ Les effets de programme sont considérés comme étant significatifs au seuil de 10 %.

Tableau B.2 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur la reprise d’une année scolaire au primaire)

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité
711	-0,0149	$p \leq 0,01$
712	-0,0293	$0,05 < p \leq 0,10$
713	-0,0378	$p \leq 0,01$
714	-0,0539	$p > 0,10$
721	-0,0392	$p \leq 0,01$
722	-0,0431	$p \leq 0,01$
734	-0,0817	$p \leq 0,01$
735	-0,0586	$p \leq 0,01$
741	-0,0485	$p \leq 0,01$
742	-0,0747	$p > 0,10$
751	-0,1029	$p > 0,10$
752	-0,0202	$p > 0,10$
753	-0,0416	$p \leq 0,01$
773	-0,08	$p > 0,10$
774	-0,0846	$0,01 < p \leq 0,05$
781	-0,0621	$p \leq 0,01$
782	-0,0394	$p > 0,10$
783	-0,0338	$0,01 < p \leq 0,05$
784	-0,0322	$p \leq 0,01$
785	-0,0387	$0,01 < p \leq 0,05$
791	-0,0068	$0,01 < p \leq 0,05$
801	-0,0534	$0,01 < p \leq 0,05$
811	-0,0532	$p > 0,10$
812	-0,0353	$p > 0,10$
813	-0,0679	$0,01 < p \leq 0,05$
821	-0,0874	$p \leq 0,01$
823	-0,0262	$p > 0,10$
824	-0,0227	$p > 0,10$
842	-0,0435	$0,01 < p \leq 0,05$
852	-0,032	$p \leq 0,01$
854	-0,0664	$p \leq 0,01$
861	-0,0384	$p > 0,10$
862	-0,0709	$0,01 < p \leq 0,05$
863	-0,0575	$p > 0,10$
864	-0,0511	$p \leq 0,01$
865	-0,0371	$p \leq 0,01$
866	-0,079	$p > 0,10$
867	-0,0438	$p > 0,10$
871	-0,0846	$0,05 < p \leq 0,10$
872	-0,0535	$p \leq 0,01$
873	-0,0564	$p > 0,10$
881	-0,0629	$0,05 < p \leq 0,10$
883	-0,015	$p \leq 0,01$
884	-0,0499	$p \leq 0,01$
886	-0,0307	$p \leq 0,01$

Tableau B.3 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur la reprise d’une année scolaire au secondaire)

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité
711	-0,0258	p ≤ 0,01
712	0,0484	p ≤ 0,01
713	0,0317	p ≤ 0,01
714	-0,0293	p ≤ 0,01
721	-0,0218	p ≤ 0,01
722	-0,0956	p ≤ 0,01
734	-0,069	p ≤ 0,01
735	-0,0446	p ≤ 0,01
741	-0,039	p ≤ 0,01
742	-0,0286	p ≤ 0,01
751	-0,0649	p ≤ 0,01
752	-0,0486	p ≤ 0,01
753	-0,0431	p ≤ 0,01
773	-0,0302	p ≤ 0,01
774	0,014	p ≤ 0,01
781	-0,0183	p > 0,10
782	-0,0789	p > 0,10
783	-0,0039	p > 0,10
784	0,0335	p ≤ 0,01
785	-0,0338	p ≤ 0,01
791	-0,0683	0,01 < p ≤ 0,05
801	-0,0543	0,01 < p ≤ 0,05
811	-0,0427	0,05 < p ≤ 0,10
812	-0,0092	0,05 < p ≤ 0,10
813	-0,0409	p ≤ 0,01
821	-0,0204	p ≤ 0,01
823	-0,0376	0,05 < p ≤ 0,10
824	-0,0038	p ≤ 0,01
842	-0,0547	p ≤ 0,01
852	-0,0253	p ≤ 0,01
854	-0,0384	p > 0,10
861	0,0113	p > 0,10
862	-0,044	p > 0,10
863	-0,0451	p ≤ 0,01
864	-0,0551	p ≤ 0,01
865	-0,0191	p ≤ 0,01
866	-0,0717	p ≤ 0,01
867	-0,01	p ≤ 0,01
871	-0,0894	p ≤ 0,01
872	-0,074	p > 0,10
873	-0,0479	p ≤ 0,01
881	-0,1585	0,01 < p ≤ 0,05
883	-0,0007	p ≤ 0,01
884	-0,0353	p > 0,10
886	-0,0259	p ≤ 0,01

Tableau B.4 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur l’obtention d’un diplôme d’études secondaires)

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité
711	0,0309	p ≤ 0,01
712	0,002	p ≤ 0,01
713	0,0455	p ≤ 0,01
714	0,0577	0,05 < p ≤ 0,10
721	0,0648	p > 0,10
722	0,0701	p > 0,10
734	0,1306	p ≤ 0,01
735	0,0812	p > 0,10
741	0,0863	p > 0,10
742	0,0654	p > 0,10
751	0,124	p > 0,10
752	0,0513	p > 0,10
753	0,0924	p > 0,10
773	0,1107	p > 0,10
774	0,0016	p ≤ 0,01
781	0,1083	p > 0,10
782	0,1122	p ≤ 0,01
783	0,0542	0,05 < p ≤ 0,10
784	0,0417	p ≤ 0,01
785	0,062	p > 0,10
791	0,1297	p > 0,10
801	0,0186	0,05 < p ≤ 0,10
811	0,1341	p ≤ 0,01
812	0,0671	p ≤ 0,01
813	0,1068	p > 0,10
821	0,1242	p > 0,10
823	0,1042	p > 0,10
824	0,0559	p > 0,10
842	0,0913	p > 0,10
852	0,0657	p > 0,10
854	0,1084	p ≤ 0,01
861	0,0471	p > 0,10
862	0,0942	p > 0,10
863	0,0869	p ≤ 0,01
864	0,0746	p ≤ 0,01
865	0,092	p > 0,10
866	0,1412	p > 0,10
867	0,0695	p > 0,10
871	0,1296	0,05 < p ≤ 0,10
872	0,1093	p ≤ 0,01
873	0,0868	0,01 < p ≤ 0,05
881	0,1489	p ≤ 0,01
883	0,0182	p > 0,10
884	0,129	p ≤ 0,01
886	0,0955	0,01 < p ≤ 0,05

Tableau B.5 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur l’obtention d’un diplôme ou de toute qualification)

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité
711	0,0353	$p \leq 0,01$
712	0,0247	$0,05 < p \leq 0,10$
713	0,0569	$p \leq 0,01$
714	0,0682	$p > 0,10$
721	0,0926	$p > 0,10$
722	0,0873	$p > 0,10$
734	0,1067	$p \leq 0,01$
735	0,0772	$0,01 < p \leq 0,05$
741	0,0992	$p > 0,10$
742	0,0744	$p > 0,10$
751	0,1078	$0,01 < p \leq 0,05$
752	0,1068	$p > 0,10$
753	0,0768	$p > 0,10$
773	0,0764	$p > 0,10$
774	0,0337	$p \leq 0,01$
781	0,0701	$p > 0,10$
782	0,1031	$p > 0,10$
783	0,0414	$p > 0,10$
784	0,0477	$p > 0,10$
785	0,0728	$p > 0,10$
791	0,1019	$p > 0,10$
801	-0,0226	$0,05 < p \leq 0,10$
811	0,1497	$p \leq 0,01$
812	0,0768	$p \leq 0,01$
813	0,1184	$0,01 < p \leq 0,05$
821	0,125	$p \leq 0,01$
823	0,1037	$p \leq 0,01$
824	0,0557	$p > 0,10$
842	0,0737	$0,05 < p \leq 0,10$
852	0,0827	$p > 0,10$
854	0,1288	$p \leq 0,01$
861	0,0538	$0,01 < p \leq 0,05$
862	0,1075	$0,05 < p \leq 0,10$
863	0,088	$0,01 < p \leq 0,05$
864	0,0846	$0,01 < p \leq 0,05$
865	0,0904	$p > 0,10$
866	0,1163	$p > 0,10$
867	0,0641	$p > 0,10$
871	0,1387	$p > 0,10$
872	0,0834	$p \leq 0,01$
873	0,0992	$p > 0,10$
881	0,1371	$p \leq 0,01$
883	0,0007	$p > 0,10$
884	0,1321	$0,01 < p \leq 0,05$
886	0,0775	$p > 0,10$

Tableau B.6 – Résumé des effets estimés de Passe-Partout par CSS sur le taux de sortie sans diplôme ni qualification)

CSS	Effet net (en p.p.)	Significativité
711	-0,0163	$p \leq 0,01$
712	-0,018	$p > 0,10$
713	-0,0207	$p > 0,10$
714	-0,0062	$p > 0,10$
721	-0,0328	$p > 0,10$
722	-0,0306	$p > 0,10$
734	-0,0325	$p \leq 0,01$
735	-0,0096	$p > 0,10$
741	-0,0192	$p \leq 0,01$
742	-0,0285	$p > 0,10$
751	-0,0359	$p > 0,10$
752	-0,0519	$0,01 < p \leq 0,05$
753	-0,0248	$p \leq 0,01$
773	-0,0262	$0,05 < p \leq 0,10$
774	-0,0055	$p \leq 0,01$
781	-0,041	$p > 0,10$
782	-0,0149	$p > 0,10$
783	-0,0154	$0,05 < p \leq 0,10$
784	-0,0277	$p > 0,10$
785	-0,0051	$p > 0,10$
791	-0,0263	$p > 0,10$
801	0,0357	$0,01 < p \leq 0,05$
811	-0,0566	$p > 0,10$
812	-0,0261	$p > 0,10$
813	-0,036	$p > 0,10$
821	-0,0387	$0,05 < p \leq 0,10$
823	-0,0339	$0,01 < p \leq 0,05$
824	-0,0074	$0,01 < p \leq 0,05$
842	-0,0212	$p \leq 0,01$
852	-0,0281	$p \leq 0,01$
854	-0,0287	$p > 0,10$
861	0,0031	$0,01 < p \leq 0,05$
862	-0,0123	$p \leq 0,01$
863	-0,031	$p \leq 0,01$
864	-0,0037	$p \leq 0,01$
865	-0,022	$p \leq 0,01$
866	-0,0451	$p > 0,10$
867	-0,0222	$0,05 < p \leq 0,10$
871	-0,0877	$0,01 < p \leq 0,05$
872	-0,0309	$p > 0,10$
873	-0,0224	$p \leq 0,01$
881	-0,0472	$p > 0,10$
883	0,0459	$p \leq 0,01$
884	-0,0548	$p > 0,10$
886	-0,0422	$p \leq 0,01$

Annexe C – Liste des centres de services scolaires et commissions scolaires

Numéro d'organisation	Nom
711	CSS des Monts-et-Marées
712	CSS des Phares
713	CSS du Fleuve-et-des-Lacs
714	CSS de Kamouraska–Rivière-du-Loup
721	CSS du Pays-des-Bleuets
722	CSS du Lac-Saint-Jean
734	CSS des Premières-Seigneuries
735	CSS de Portneuf
741	CSS du Chemin-du-Roy
742	CSS de l'Énergie
751	CSS des Hauts-Cantons
752	CSS de la Région-de-Sherbrooke
753	CSS des Sommets
773	CSS au Coeur-des-Vallées
774	CSS des Hauts-Bois-de-l'Outaouais
781	CSS du Lac-Témiscamingue
782	CSS de Rouyn-Noranda
783	CSS Harricana
784	CSS de l'Or-et-des-Bois
785	CSS du Lac-Abitibi
791	CSS de l'Estuaire
801	CSS de la Baie-James
811	CSS des Îles
812	CSS des Chic-Chocs
813	CSS René-Lévesque
821	CSS de la Côte-du-Sud
823	CSS de la Beauce-Etchemin
824	CSS des Navigateurs
842	CSS des Samares
852	CSS de la Rivière-du-Nord
854	CSS des Hautes-Laurentides
861	CSS de Sorel-Tracy
862	CSS de Saint-Hyacinthe
863	CSS des Hautes-Rivières
864	CSS Marie-Victorin
865	CSS des Patriotes
866	CSS du Val-des-Cerfs
867	CSS des Grandes-Seigneuries
871	CSS de la Rivéraine
872	CSS des Bois-Francs
873	CSS des Chênes
881	CS Central Québec
883	CS Eastern Townships
884	CS Riverside
886	CS Western Québec

Bibliographie

- Ai, C., & Norton, E. C. (2003). Interaction terms in logit and probit models. *Economics Letters*, 80 (1), 123-129. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(03\)00032-6](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(03)00032-6)
- Algan, Y., Beasley, E., Côté, S., Vitaro, F., Tremblay, R. E., & Park, J. (2022). The Impact of Childhood Social Skills and Self-Control Training on Economic and non-Economic Outcomes: evidence from a randomized experiment using administrative data. *American Economic Review*, 112 (8), 2553-2579. <https://doi.org/10.1257/aer.20200224>
- Ansari, A., & Gershoff, E. (2016). Parent Involvement in Head Start and Children's Development: Indirect Effects Through Parenting. *Journal of Marriage and Family*, 78 (2), 562-579. <https://doi.org/10.1111/jomf.12266>
- Athey, S. (2017). Beyond prediction: Using big data for policy problems. *Science*, 355 (6324), 483-485. <https://doi.org/10.1126/science.aal4321>
- Athey, S. (2019). The Impact of Machine Learning on Economics. In A. Agrawal, J. Gans & A. Goldfarb (Éd.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* (p. 507-547). University of Chicago Press. <http://www.nber.org/chapters/c14009>
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). Machine Learning Methods That Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*, 11 (1), 685-725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>
- Athey, S., Tibshirani, J., & Wager, S. (2019). Generalized random forests. *Annals of Statistics*, 47 (2), 1179-1203. <https://doi.org/10.1214/18-AOS1709>
- Athey, S., & Wager, S. (2019). Estimating Treatment Effects with Causal Forests: An Application. *Observational Studies*, 5 (2), 37-51. <https://doi.org/10.1353/obs.2019.0001>
- Augurzky, B., & Schmidt, C. M. (2001). The Propensity Score: A Means to An End. IZA Discussion Papers, *Institute for the Study of Labor (IZA)*, (271). <https://doi.org/10.2139/ssrn.270919>
- Bailey, D. H., Duncan, G. J., Cunha, F., Foorman, B. R., & Yeager, D. S. (2020). Persistence and Fade-Out of Educational-Intervention Effects: Mechanisms and Potential Solutions. *Psychological Science in the Public Interest*, 21 (2), 55-97. <https://doi.org/10.1177/1529100620915848>
- Banihashem, A., Belzil, C., & Hansen, J. (2021). Le décrochage scolaire au Québec : Résultats et simulations de politiques. 2021RP-20, Projects Reports, CIRANO. Récupérée le 6 juillet 2023, à partir de <https://cirano.qc.ca/files/uploads/files/2021RP-20.pdf>
- Barnett, W. S., Jung, K., Friedman-Krauss, A., Frede, E. C., Nores, M., Hustedt, J. T., Howes, C., & Daniel-Echols, M. (2018). State Pre-Kindergarten Effects on Early Learning at Kindergarten Entry: An Analysis of Eight State Programs. *AERA Open*, 4 (2), 1-16. <https://doi.org/10.1177/2332858418766291>
- Belfield, C. R., Nores, M., Barnett, S., & Schweinhart, L. (2006). The High/Scope Perry Preschool Program Cost-Benefit Analysis Using Data from the Age-40 Followup. *Journal of Human Resources*, 41 (1), 162-190. <https://doi.org/10.3368/jhr.XLI.1.162>

- Breiman, L. (2001a). Random Forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Breiman, L. (2001b). Statistical Modeling: The Two Cultures. *Statistical Science*, 16 (3), 199-231. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- Bryson, A., Dorsett, R., & Purdon, S. (2002). The use of propensity score matching in the evaluation of active labour market policies. Department for Work and Pensions.
- Burkov, A. (2019). The Hundred-Page Machine Learning Book. Andriy Burkov.
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22 (1), 31-72. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x>
- Carneiro, P., & Ginja, R. (2014). Long-term impacts of compensatory preschool on health and behavior: Evidence from head start. *American Economic Journal: Economic Policy*, 6 (4), 135-173. <https://doi.org/10.1257/pol.6.4.135>
- Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W., & Robins, J. (2018). Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. *The Econometrics Journal*, 21 (1), C1-C68. <https://doi.org/10.1111/ectj.12097>
- Courtney, J. R., Garcia, J. T., Rowberry, J., Eckberg, N., Dinces, S. M., Lobaugh, C. S., & Tolman, R. T. (2023). Measuring impact of New Mexico prekindergarten on standardized test scores and high school graduation using propensity score matching. *International Journal of Child Care and Education Policy*, 17 (1). <https://doi.org/10.1186/s40723-023-00112-9>
- Cunha, F., & Heckman, J. J. (2009). Investing in Our Young People. *Rivista Internazionale Di Scienze Sociali*, 117 (3-4), 387-417. <https://doi.org/10.3386/w16201>
- Currie, J. (2001). Early Childhood Education Programs. *The Journal of Economic Perspectives*, 15 (2), 213-238. <https://doi.org/10.1257/jep.15.2.213>
- Currie, J., & Almond, D. (2011). Chapter 15 - Human capital development before age five. In D. Card & O. Ashenfelter (eds.), *Handbook of Labor Economics* (Vol 4. Part B, pp 1315-1486). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02413-0](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02413-0)
- Durkin, K., Lipsey, M. W., Farran, D. C., & Wiesen, S. E. (2022). Effects of a Statewide Pre-Kindergarten Program on Children's Achievement and Behavior Through Sixth Grade. *Developmental Psychology*, 58 (3), 470-484. <https://doi.org/10.1037/dev0001301.supp>
- Elango, S., García, J. L., Heckman, J. J., & Hojman, A. (2015). Early Childhood Education. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w21766>
- Executive office of the President of the United States. (2015). Economics of early childhood investments. https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/docs/early_childhood_report_update_final_non-embargo.pdf
- Fédération des centres de services scolaires du Québec. (2024). Centres de services scolaires. <https://www.fcssq.quebec/centres-de-services-scolaires/role>

- Feller, A., Grindal, T., Miratrix, L., & Page, L. C. (2016). Compared to what? Variation in the impacts of early childhood education by alternative care type. *Annals of Applied Statistics*, 10 (3), 1245-1285. <https://doi.org/10.1214/16-AOAS910>
- Fisher, R. (1926). The Arrangement of Field Experiments. *Journal of the Ministry of Agriculture of Great Britain*, 33, 503-513. <https://doi.org/10.23637/rothamsted.8v61q>
- Frisch, R., & Waugh, F. V. (1933). Partial Time Regressions as Compared with Individual Trends. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1 (4), 387-401. <https://doi.org/10.2307/1907330>
- Gouvernement du Québec. (2023). À propos des épreuves ministérielles au primaire et au secondaire. <https://www.quebec.ca/education/prescolaire-primaire-et-secondaire/epreuves-ministerielles-evaluation-apprentissages/epreuves-ministerielles/a-propos>
- Gouvernement du Québec. (2024). Tableau de bord de l'éducation. <https://www.quebec.ca/education/indicateurs-statistiques/prescolaire-primaire-secondaire/tableau-de-bord>
- Green, D., Simard-Duplain, G., Sweetman, A., & Warburton, W. (2023). A Scientific Approach to Addressing Social Issues Using Administrative Data. *Canadian Public Policy*, 49 (4). <https://doi.org/10.3138/cpp.2022-058>
- Haeck, C., Lacroix, G., & Santarossa, G. (2022). Les effets du redoublement sur la réussite scolaire des élèves au Québec : une évaluation économétrique. Récupérée le 6 juillet 2023, à partir de <https://grch.esg.uqam.ca/wp-content/uploads/sites/82/HaeckLacroixSantarossa2022.pdf>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning (Second edition, 7th printing). Springer. <http://site.ebrary.com/id/10289757>
- Head Start | Early Childhood Learning & Knowledge Center. (2023). Head Start History. <https://headstart.gov/about-us/article/head-start-history?redirect=eclkc#:~:text=Head%20Start%20History%20In%20%20January%20%20of%20%201964%20%20C%20%20President%20,%20communities%20meet%20the%20needs%20of%20disadvantaged%20preschool%20children.>
- Heckman, J. J. (2008a). Santé et capacités humaines : l'importance des premières années de vie [Parution : 2008, Code produit : 1070752, Catégorisation : Livres / Sciences humaines/ Sciences sociales / Sociologie et société]. In Collectif (Éd.), Réconcilier économie et santé : Enjeux de la prévention (p. 19-28). DECISION MEDIA.
- Heckman, J. J. (2008b). Schools, skills, and synapses. *Economic Inquiry*, 46 (3), 289-324. <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.2008.00163.x>
- Heckman, J. J., Ichimura, H., & Todd, P. E. (1997). Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme. *Review of Economic Studies*, 64 (4), 605-654. <https://doi.org/10.2307/2971733>
- Heckman, J. J., LaLonde, R., & Smith, J. (1999). The economics and econometrics of active labor market programs. In O. Ashenfelter & D. Card (Éd.), *Handbook of Labor Economics* (1re éd. Vol. 3, p. Part A, pp.1865-2097).

- Heckman, J. J., & Masterov, D. V. (2007). The Productivity Argument for Investing in Young Children. *Review of Agricultural Economics*, 29 (3), 446-493. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9353.2007.00359.x>
- Heckman, J. J., Moon, S. H., Pinto, R., Savelyev, P. A., & Yavitz, A. (2009). A Reanalysis of the High/Scope Perry Preschool Program. University of Chicago.
- Heckman, J. J., Moon, S. H., Pinto, R., Savelyev, P. A., & Yavitz, A. (2010a). Analyzing social experiments as implemented: A reexamination of the evidence from the HighScope Perry Preschool Program. *Quantitative Economics*, 1 (1), 1-46. <https://doi.org/10.3982/qe8>
- Heckman, J. J., Moon, S. H., Pinto, R., Savelyev, P. A., & Yavitz, A. (2010b). The rate of return to the HighScope Perry Preschool Program. *Journal of Public Economics*, 94 (1-2), 114-128. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2009.11.001>
- Heckman, J. J., Pinto, R., & Savelyev, P. A. (2013). Understanding the mechanisms through which an influential early childhood program boosted adult outcomes. *American Economic Review*, 103 (6), 2052-2086. <https://doi.org/10.1257/aer.103.6.2052>
- HighScope Educational Research Foundation. (2023). Perry Preschool Project. <https://highscope.org/perry-preschool-project/>
- Imbens, G. W., & Rubin, D. B. (2015). Causality: The Basic Framework. In *Causal Inference for Statistics, Social, and Biomedical Sciences: An Introduction* (p. 3-22). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139025751.002>
- Imbens, G. W., & Wooldridge, J. M. (2009). Recent developments in the econometrics of program evaluation. *Journal of Economic Literature*, 47 (1), 5-86. <https://doi.org/10.1257/jel.47.1.5>
- Kline, P., & Walters, C. R. (2016). Evaluating public programs with close substitutes: The case of head start. *Quarterly Journal of Economics*, 131 (4), 1795-1848. <https://doi.org/10.1093/qje/qjw027>
- Knudsen, E. I., Heckman, J. J., Cameron, J. L., & Shonkoff, J. P. (2006). Economic, neurobiological, and behavioral perspectives on building America's future workforce. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103 (27). <https://doi.org/10.1073/pnas.0600888103>
- Landry, S. H. (2008). The Role of Parents in Early Childhood Learning. Children's Learning Institute: University of Texas Health Science Center. <https://www.researchgate.net/publication/252137540>
- Leeper, T. J. (2016). margins: An R Port of Stata's 'margins' Command [Available at The Comprehensive R Archive Network (CRAN)]. <https://CRAN.R-project.org/package=margins>
- Leeper, T. J. (2017). Interpreting Regression Results using Average Marginal Effects with R's margins. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:43385994>
- Lovell, M. C. (1963). Seasonal Adjustment of Economic Time Series and Multiple Regression Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 58 (304), 993-1010. <https://doi.org/10.2307/2283327>
- Ministère de l'Éducation. (2003). Passe-Partout un soutien à la compétence parentale. https://www.education.gouv.qc.ca/fileadmin/site_web/documents/dpse/formation_jeunes/Pass_e-Partout_s.pdf

- Ministère de l'Éducation. (2024). Indices de défavorisation. <https://www.education.gouv.qc.ca/references/indicateurs-et-statistiques/indices-de-defavorisation/>
- Ministère de l'Éducation et de l'Enseignement supérieur. (2020). Rapport d'évaluation Programme Passe-Partout. <https://cdn-contenu.quebec.ca/cdn-contenu/adm/min/education/publications-adm/education/evaluations-programmes/Programme-Passe-Partout-rapport-evaluation.pdf>
- Nelson, G., Westhues, A., & MacLeod, J. (2003). A Meta-Analysis of Longitudinal Research on Preschool Prevention Programs for Children. *Prevention & Treatment*, 6 (1), Article 31a. <https://doi.org/10.1037/1522-3736.6.1.631a>
- Obama, B. (2013). Remarks by the president in the State of the Union Address. <https://obamawhitehouse.archives.gov/the-press-office/2013/02/12/remarks-president-state-union-address>
- Pagani, L. S., Fitzpatrick, C., Archambault, I., & Janosz, M. (2010). School readiness and later achievement: A French Canadian replication and extension. *Developmental Psychology*, 46 (5), 984-994. <https://doi.org/10.1037/a0018881>
- Robinson, P. M. (1988). Root-n-Consistent Semiparametric Regression. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 56 (4), 931-954. <https://doi.org/10.2307/1912705>
- Rolnick, A. J., & Grunewald, R. (2003). Early Childhood Development: Economic Development with a High Public Return (rapp. tech.). Federal Reserve Bank of Minneapolis. <https://www.minneapolisfed.org/article/2003/early-childhood-development-economic-development-with-a-high-public-return>
- Rosenbaum, P. R. (2020). Design of Observational Studies (Second Edition). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-46405-9>
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central rôle of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55. <https://doi.org/10.2307/2335942>
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1985). Constructing a Control Group Using Multivariate Matched Sampling Methods That Incorporate the Propensity Score. *The American Statistician*, 39 (1), 33-38. <https://doi.org/10.2307/2683903>
- Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66 (5), 688-701. <https://doi.org/10.1037/h0037350>
- Santarossa, G., & Blais, P. (2018). Les effets de Passe-Partout sur le développement cognitif et non cognitif des enfants et leur transition à la maternelle 5 ans : une évaluation multitraitement par appariement sur les scores de propension. Ministère de l'Éducation du Québec. https://www.education.gouv.qc.ca/fileadmin/site_web/documents/PSG/statistiques_info_decisionnelle/Etude-programme-passe-partout.pdf
- Schweinhart, L. J., Montie, J., Xiang, Z., Barnett, W. S., Belfield, C. R., & Nores, M. (2005). Lifetime Effects: The High/Scope Perry Preschool Study Through Age 40. High/Scope Press.
- Sparling, J., & Meunier, K. (2019). Abecedarian: An Early Childhood Education Approach that has a Rich History and a Vibrant Present. *International Journal of Early Childhood*, 51 (2), 207-216. <https://doi.org/10.1007/s13158-019-00247-2>

- Statistique Canada. (2021). Dictionnaire, recensement de la population, aire de diffusion (AD). <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2021/ref/dict/az/definition-fra.cfm?ID=geo021>
- Temple, J. A., & Reynolds, A. J. (2005). Benefits and costs of investments in preschool education: Evidence from the Child-Parent Centers and related programs. *Economics of Education Review*, 26 (1), 126-144. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2005.11.004>
- Therneau, T. M., & Atkinson, E. J. (2023). An Introduction to Recursive Partitioning Using the RPART Routines.
- U.S. Department of Health and Human Services. (2010). Head Start Impact Study Final Report.
- Wager, S., & Athey, S. (2018). Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects using Random Forests. *Journal of the American Statistical Association*, 113 (523), 1228-1242. <https://doi.org/10.1080/01621459.2017.1319839>
- Zhai, F., Brooks-Gunn, J., & Waldfogel, J. (2014). Head Start's impact is contingent on alternative type of care in comparison group. *Developmental Psychology*, 50 (12), 2572-2586. <https://doi.org/10.1037/a0038205>

