



CIRANO  
*Allier savoir et décision*



CENTRE  
DE RECHERCHES  
MATHÉMATIQUES

# LES DETERMINANTS COGNITIFS ET NON-COGNITIFS DU CHOIX DE FILIERE ET LEUR IMPACT SUR LA PHASE INITIALE DU CYCLE PROFESSIONNEL

CHRISTIAN BELZIL  
JORGEN HANSEN  
JULIE PERNAUDET



RP

2024RP-06  
RAPPORT DE PROJET

**Les rapports de projet** sont destinés plus spécifiquement aux partenaires et à un public informé. Ils ne sont ni écrits à des fins de publication dans des revues scientifiques ni destinés à un public spécialisé, mais constituent un médium d'échange entre le monde de la recherche et le monde de la pratique.

*Project Reports are specifically targeted to our partners and an informed readership. They are not destined for publication in academic journals nor aimed at a specialized readership, but are rather conceived as a medium of exchange between the research and practice worlds.*

*Le CIRANO est un organisme sans but lucratif constitué en vertu de la Loi des compagnies du Québec. Le financement de son infrastructure et de ses activités de recherche provient des cotisations de ses organisations-membres, d'une subvention d'infrastructure du gouvernement du Québec, de même que des subventions et mandats obtenus par ses équipes de recherche.*

*CIRANO is a private non-profit organization incorporated under the Quebec Companies Act. Its infrastructure and research activities are funded through fees paid by member organizations, an infrastructure grant from the government of Quebec, and grants and research mandates obtained by its research teams.*

#### *Les partenaires du CIRANO – CIRANO Partners*

##### *Partenaires corporatifs – Corporate Partners*

*Autorité des marchés financiers*

*Banque de développement du Canada*

*Banque du Canada*

*Banque nationale du Canada*

*Bell Canada*

*BMO Groupe financier*

*Caisse de dépôt et placement du Québec*

*Énergir*

*Hydro-Québec*

*Innovation, Sciences et Développement économique Canada*

*Intact Corporation Financière*

*Investissements PSP*

*Manuvie Canada*

*Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie*

*Ministère des finances du Québec*

*Mouvement Desjardins*

*Power Corporation du Canada*

*Ville de Montréal*

##### *Partenaires universitaires – Academic Partners*

*École de technologie supérieure*

*École nationale d'administration publique*

*HEC Montréal*

*Institut national de la recherche scientifique*

*Polytechnique Montréal*

*Université Concordia*

*Université de Montréal*

*Université de Sherbrooke*

*Université du Québec*

*Université du Québec à Montréal*

*Université Laval*

*Université McGill*

Le CIRANO collabore avec de nombreux centres et chaires de recherche universitaires dont on peut consulter la liste sur son site web. CIRANO collaborates with many centers and university research chairs; list available on its website.

© Mai 2024. Christian Belzil, Jorgen Hansen, Julie Pernaudet. Tous droits réservés. *All rights reserved. Reproduction partielle permise avec citation du document source, incluant la notice ©. Short sections may be quoted without explicit permission, if full credit, including © notice, is given to the source.*

*Les idées et les opinions émises dans cette publication sont sous l'unique responsabilité des auteurs et ne représentent pas les positions du CIRANO ou de ses partenaires. The observations and viewpoints expressed in this publication are the sole responsibility of the authors; they do not represent the positions of CIRANO or its partners.*

**ISSN 1499-8629 (version en ligne)**

# Les déterminants cognitifs et non-cognitifs du choix de filière et leur impact sur la phase initiale du cycle professionnel

*Christian Belzil<sup>\*</sup>, Jorgen Hansen<sup>†</sup>, Julie Pernaudet<sup>‡</sup>*

## Résumé/Abstract

Grâce à la collecte de données nous permettant de relier les trajectoires éducatives des individus à différentes mesures de compétences, nous étudions les déterminants des choix de filières au Québec et dans le reste du Canada et en particulier, le rôle des compétences cognitives et non-cognitives. Nous évaluons l'impact des études en Sciences, Technologie, Ingénierie, et Mathématiques (STIM) ainsi que l'effet des facteurs cognitifs et non-cognitifs sur un grand nombre de mesures de performance sur le marché du travail. Nos résultats indiquent que les performances individuelles dans le test EIACA (semblable au test PISA) n'ont pratiquement aucun pouvoir prédictif sur la probabilité de compléter un programme scientifique mais jouent un rôle déterminant sur les salaires à 30 ans. La fréquentation d'un programme STIM est principalement expliquée par la compétence académique en mathématiques mesurée par les notes obtenues à l'âge de 18 ans. Le second déterminant le plus important est de loin le facteur non-cognitif mesurant le degré de motivation pendant les études. Toutes choses égales par ailleurs (à compétences égales), les Ontariens ont une probabilité d'obtenir un diplôme STIM plus élevée que les Québécois.

Using unique data allowing us to link individual cognitive and non-cognitive skill measurements (at age 18) to subsequent education trajectories, we estimate the relative importance of individual skills on the field of study and pay particular attention to the impact of choosing a scientific subject (STEM) on early career outcomes. Our results indicate that individual performance in the International Adult Literacy survey (similar to the PISA test) has no predictive power on the likelihood of enrolling in STEM but is however an important determinant of wages around age 30. STEM enrollment depends primarily on individual academic performance in mathematics and on school motivation measured at age 18. Finally, we find that after controlling for individual skill differences, Ontario students have a higher probability of becoming STEM graduates than Québec students.

**Mots-clés/Keywords :** Compétence en mathématiques, Choix de filières scientifiques, Compétences non-cognitives / Mathematics skills, Field of study, Non-cognitive skills

## Pour citer ce document / To quote this document

---

<sup>\*</sup> CREST-Institut Polytechnique de Paris, IZA et CIRANO

<sup>†</sup> Université Concordia, IZA et CIRANO

<sup>‡</sup> Université de Chicago

Belzil, C., Hansen, J., & Pernaudet, J. (2024). Les déterminants cognitifs et non-cognitifs du choix de filière et leur impact sur la phase initiale du cycle professionnel (2024RP-06, Rapports de projets, CIRANO.) <https://doi.org/10.54932/ZMCT9599>

## Table des matières

Introduction et Préambule .....	5
1. Objectifs .....	7
2. Le Rôle des Habiletés Cognitives et Non-Cognitives dans les Modèles de Choix Educatifs .....	8
2.1. Habiletés Cognitives et Non-Cognitives .....	8
2.2. Approche Quantitative par Niveau d'Education .....	9
2.3. Modélisation des Choix de Filières .....	11
3. Construction des Données .....	13
3.1. L'Expérience « Willingness to Borrow » (2008-2009) .....	13
3.1.1. Mesure Objective de Compétence en Mathématiques .....	14
3.1.2. Mesures de Compétences Cognitives et Non-Cognitives .....	15
3.1.3. Mesures d'Antécédents Familiaux .....	16
3.2. Enquête de Suivi (2019-2021) .....	16
4. Habiletés Cognitives et non-Cognitives et Antécédents Familiaux .....	17
4.1. L'Enquête Internationale sur l'Alphabétisation et les Compétences des Adultes .....	17
4.2. Corrélations .....	17
4.3. Habiletés Cognitives et Non-cognitives et Choix de Filières .....	18
4.4. Antécédents Familiaux .....	19
5. Habiletés Cognitives et Non-Cognitives et Niveau d'Etudes Postsecondaires .....	21
6. Les Choix de Filières Scientifiques .....	23
6.1. Les Rôle des Habiletés en Mathématiques .....	24
6.2. L'Importance des Habiletés en Lecture .....	25
6.3. L'Importance du Facteur Motivation .....	26
6.4. Revenu Familial et Contraintes Financières .....	27
6.5. La Distinction Rural-Urbain .....	27
6.6. Les Différences entre Hommes et Femmes .....	27
6.7. La Différence entre le Québec et l'Ontario .....	28
7. Sommaire du Volet 1 .....	29
1. Objectifs et Modélisation .....	30
1.1. Objectifs .....	30
1.2. Modélisation .....	31
2. L'Effet des Facteurs Cognitifs et Non-Cognitifs sur les Salaires .....	32
3. Incidence du Chômage .....	35
4. Satisfaction dans l'Emploi .....	36

5.	Sous-Investissement et Surinvestissement.....	37
6.	Surqualification et Surévaluation des Rendements Financiers de l'Education Supérieure .....	38
7.	Sommaire du Volet 2 .....	38
	Conclusion Générale et Éléments de Politique publique.....	40
	Bibliographie.....	42
	Annexes .....	44

## Introduction et Préambule

L'importance de l'utilisation du numérique dans les activités quotidiennes des sociétés modernes est toujours croissante. Une des concrétisations les plus importantes de cette tendance se retrouve dans le rôle clé que joue l'intelligence artificielle dans diverses activités humaines.

Comme cela est bien connu, la conception et l'implémentation de la plupart de ces nouvelles technologies requièrent un niveau de connaissance scientifique très élevé. De plus, l'accès de plus en plus grand à des bases de données géantes dans tous les domaines d'activité humaine entraîne nécessairement un usage plus fréquent des méthodes statistiques causales ou descriptives dans le processus d'acquisition de connaissances ou de compréhension de divers phénomènes.

Il est donc tout à fait normal qu'un des objectifs éducatifs suivis par de nombreux responsables des politiques publiques soit d'inciter le plus grand nombre possible d'étudiants à se spécialiser dans des domaines scientifiques requérant une bonne connaissance des méthodes quantitatives (mathématiques).

Pour toutes ces raisons, il est particulièrement pertinent de dépasser les analyses économétriques classiques basées très souvent sur le niveau d'étude obtenu (ce que nous appellerons l'approche quantitative) dans lesquelles la fréquentation (ou la diplomation) universitaire est modélisée en fonction de différents facteurs explicatifs pour s'intéresser plutôt aux déterminants des choix de filières faits par les jeunes étudiants ainsi qu'à leurs impacts à plus ou moins long terme.

Les questions auxquelles nous tenterons d'apporter des réponses sont loin d'être triviales puisque non seulement chaque filière peut requérir des compétences cognitives différentes, mais aussi déboucher sur une profusion d'emplois variés offrant des conditions de travail (financières et non-pécuniaires) hétérogènes.

Il est donc aussi important de modéliser les choix de filières dans un cadre où les habiletés individuelles sont traitées de façon multidimensionnelle et dans lequel la distinction entre cognitif et non-cognitif est tout aussi importante que la distinction entre les habiletés quantitatives (mathématiques) et les capacités en lecture.

Le rapport que nous présentons découle de notre volonté de mieux comprendre les facteurs les plus importants dans le processus de choix de filière. Il comporte deux volets principaux.

Dans le premier, nous nous intéressons aux déterminants des choix de filières. Pour ce faire, nous utilisons un modèle micro-économétrique de choix discret (i.e., un modèle logistique multinomial) dans lequel trois familles de déterminants sont présentes ; des facteurs individuels cognitifs et non-cognitifs ainsi qu'un ensemble de variables mesurant les différences au niveau des antécédents familiaux.

Notre recherche mettant l'accent sur la filière Sciences, Technologie, Ingénierie, et Mathématiques (STIM), nous portons une attention particulière aux habiletés quantitatives et comparons leurs effets à ceux des habiletés en lecture et aussi à des facteurs non-cognitifs relevant du niveau de motivation. Nous comparons la capacité prédictive des mesures d'habileté cognitive de natures différentes telles que les compétences en mathématiques et en lecture provenant de l'auto-évaluation des résultats scolaires par chaque individu, avec une mesure d'habileté quantitative plus objective provenant de

l'Enquête Internationale sur l'Alphabétisation et les Compétences des Adultes (EIACA ou IALS en anglais) gérée par l'Organisation de Coopération et de Développement Economique (OCDE) dans le cadre du Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes.

Dans le second volet, nous estimons l'impact de ces mêmes mesures cognitives et non-cognitives ainsi que des choix de filières sur la phase initiale du cycle de vie professionnel. Nous nous intéressons principalement à des variables objectives telles que le niveau de revenu et l'incidence du chômage, mais aussi à des éléments beaucoup plus subjectifs tels que la propension à se déclarer « sur-éduqué » ou à exprimer des regrets au sujet de l'optimalité des choix exercés dans le passé.



# I. PREMIER VOLET

## 1. Objectifs

L'objectif principal du premier volet de cette recherche est d'estimer les déterminants des choix de filières et tout particulièrement le choix d'étudier dans un champ scientifique. Notre intention est de comparer la capacité prédictive des mesures d'habileté cognitive de natures différentes telles que les compétences en mathématiques et en lecture provenant de l'auto-évaluation des résultats scolaires par chaque individu, avec une mesure d'habileté quantitative (numératie) plus objective provenant de l'Enquête Internationale sur l'Alphabétisation et les Compétences des Adultes (EIACA ou IALS en anglais) gérée par l'Organisation de Coopération et de Développement Economique (OCDE) dans le cadre du programme PIACC (Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes, PEICA en français). Le test EIACA est l'un des tests standardisés de compétences les plus reconnus au niveau international. On le fait habituellement passer aux adultes de plus de 16 ans, mais il mesure les mêmes compétences que le test PISA, test que l'on ne fait passer qu'aux adolescents de 15 ans.

Pour ce faire, nous combinons les données provenant (i) de l'expérience de terrain « Volonté d'emprunter » (*Willingness to Borrow* en anglais) à laquelle ont participé 1,248 élèves en dernière année de secondaire en Ontario, au Manitoba ou en Saskatchewan, ou inscrits dans un cégep au Québec en 2008-2009, et (ii) d'une enquête de suivi conduite entre 2019 et 2021 auprès de ces mêmes participants.

L'expérience originale visait principalement à estimer la valorisation du soutien financier aux études postsecondaires (ÉPS) et incluait des paiements de soutien « randomisés » qui nous permettent d'utiliser un protocole « Contrôle vs. Traitement » afin d'estimer l'effet causal d'une variation exogène des frais de scolarité au Québec et dans le reste du Canada (un exercice pratiquement inexistant dans la littérature économique empirique). Cependant, comme le présent rapport se concentre essentiellement sur les sujets autres que ceux reliés à l'aide financière, il n'est pas nécessaire de donner plus de détails à ce sujet. Nous analyserons un ensemble de questions reliant aide financière et choix de filières dans un futur proche.

## 2. Le Rôle des Habiletés Cognitives et Non-Cognitives dans les Modèles de Choix Educatifs

Dans la littérature économique dédiée aux choix éducatifs individuels, l'immense majorité des travaux empiriques se concentre sur une approche quantitative de l'éducation essentiellement basée sur le niveau général d'études évalué en nombre d'années réussies. Cette préférence notable s'explique à la fois par l'utilisation de modèles traitant l'éducation comme une variable unidimensionnelle représentant le niveau d'études, mais aussi par la rareté relative d'informations plus détaillées sur l'aspect qualitatif des études, tel que le champ d'études, la spécialisation, ou toute autre dimension.

Bien que moins volumineuse, il existe une littérature dédiée aux choix qualitatifs tels que les choix de filières (le terme « *college major* » étant utilisé dans la littérature anglo-saxonne). Nous allons aussi la synthétiser dans cette section du rapport.

Cependant, et avant toute chose, nous présentons une brève description des concepts de compétences cognitives et non-cognitives puisque ces mesures joueront un rôle central dans les analyses présentées ci-dessous.

### 2.1. Habiletés Cognitives et Non-Cognitives

Les compétences cognitives sont celles qui permettent aux individus d'acquérir des connaissances et de raisonner. En psychométrie (en psychologie quantitative), les compétences sont souvent représentées statistiquement (ou mathématiquement) comme un ensemble de facteurs représentant des domaines particuliers, mais qui dépendent chacun d'un autre facteur sous-jacent représentant l'intelligence générale (Pokropek, Marks et Borgonovi, 2022). Dans ce cas, le niveau d'intelligence générale permet d'expliquer la corrélation positive (souvent mesurée empiriquement) entre les performances individuelles dans divers domaines.

Les domaines précis de ces compétences sont la mémoire, les fonctions exécutives, les fonctions visuo-spatiales et la maîtrise du langage. Ces capacités sont généralement évaluées à partir de tests standardisés comportant des questions requérant de trouver la solution à des problèmes mathématiques ou des questions évaluant la compréhension de texte. Le test EIACA que nous utilisons dans notre analyse économétrique en est un exemple représentatif.

Les capacités non-cognitives sont de nature différente : un grand nombre de travaux en psychologie quantitative et en psychométrie ont déjà documenté l'importance des diverses facettes de l'individu qui contribuent à son intégration sociale et professionnelle. Elles complètent donc les capacités cognitives et facilitent le succès dans différentes sphères des activités humaines.

Le concept de non-cognitif incorpore plusieurs facteurs différents tels que la maturité émotionnelle, l'esprit d'équipe, le leadership, l'empathie, les compétences interpersonnelles, la communication verbale et non-verbale, la confiance en soi, la motivation, la persévérance. Malgré certaines divergences entre experts, il est usuel d'entendre que la personnalité d'un individu se caractérise par cinq dimensions importantes : le niveau d'extraversion, le niveau de conscienciosité, la stabilité émotionnelle, la capacité à être agréable, et l'ouverture. Chacune de ces dimensions englobe des

caractéristiques plus précises telles que l'auto-discipline, l'ambition, la motivation, l'estime de soi, et bien d'autres, et qui sont normalement associées au succès académique et professionnel.

Dans les domaines de la science économique traitant de l'acquisition de capital humain, il est généralement admis que le processus d'accumulation est dynamique et, plus précisément, qu'un haut niveau de compétences non-cognitives peut avoir un effet multiplicateur sur l'accumulation de compétences cognitives (Cunha, Heckman et Schennach, 2010).

## **2.2. Approche Quantitative par Niveau d'Education**

Dans les modèles théoriques de choix éducatifs, il est usuel de considérer deux types principaux de facteurs explicatifs : une dimension financière capturant les effets de l'accès aux ressources monétaires nécessaires et une dimension cognitive (Becker, 1964).

Depuis plus de 30 ans maintenant, les économètres ont analysé l'impact du revenu des parents sur les inégalités éducatives, et tout particulièrement sur l'accès aux études universitaires. Dans leur article, Cameron et Heckman (1998) ont établi à la fois l'importance des facteurs de long-terme, et en particulier le rôle des habiletés cognitives, mais également le rôle très faible que peut jouer le revenu des parents après élimination de l'effet de ces mêmes habiletés. Bien que ces résultats proviennent des États-Unis, un grand nombre de résultats semblables ont été obtenus dans différents pays (Heckman et Landersø, 2022, pour le Danemark). La littérature centrée sur la dimension financière s'est divisée elle-même en deux sous-groupes, l'une se concentrant sur l'effet causal du revenu des parents et une autre, plus récente, visant à quantifier l'impact des programmes d'aide financière aux études aux États-Unis mais aussi au Canada. Ces deux segments de la littérature sont présentés et synthétisés dans quelques articles tels que ceux de Dynarski et Scott-Clayton (2013), Angrist, Autor, et Pallais (2022), et Black et al. (2023). Notre objectif principal étant axé sur la dimension des compétences individuelles, nous allons ignorer les questions liées aux opportunités financières et nous concentrer sur le rôle des caractéristiques individuelles.

Dans un premier temps, et dans la majorité des travaux s'intéressant au rôle des habiletés cognitives aux États-Unis et utilisant surtout les données du National Longitudinal Survey of Youth (NLSY), la mesure d'habileté cognitive utilisée est le célèbre « Armed Forces Qualification Test » (usuellement dénommé AFQT), lui-même basé sur un sous-ensemble des diverses composantes du « Armed Services Vocational Aptitude Battery » (ASVAB). Le test ASVAB est subdivisé en composantes mathématiques (quantitative), verbales et aussi pratiques (mécaniques et techniques), bien que cette dernière composante ait été très peu utilisée jusqu'à maintenant. D'ailleurs, la composante pratique est probablement celle qui se rapproche le plus du test EIACA que nous utilisons ci-dessous.

Ces mesures ont été utilisées dans la littérature sur les différentiels de salaires entre Blancs et Noirs aux États-Unis (Neal et Johnson, 1996). Cependant, depuis les années 2000, les économètres appliqués ont déployé beaucoup plus d'effort à évaluer l'importance que la dimension non-cognitive peut jouer dans le succès économique des individus qu'à la décomposition de l'habileté cognitive en ses diverses composantes.

De nombreux chercheurs ont commencé à modifier la spécification classique des modèles de choix éducatifs de façon à introduire autant que possible des informations mesurant le niveau de motivation

et le niveau de confiance des individus. Cette tendance, qui a débuté avec Bowles et al. (2001) semble avoir pris son envol à la suite de publications telles que Carneiro, Hansen, et Heckman (2003), Heckman, Stixrud, et Urzúa (2006), et bien d'autres.

Il est cependant à noter que malgré son importance reconnue, l'analyse du rôle des dimensions non-cognitives dans divers modèles économiques demeure limitée principalement pour des raisons de rareté des données. L'introduction des capacités non-cognitives individuelles n'est pas la seule innovation importante. En effet, dans l'ensemble de la littérature récente, la confrontation de mesures de traits cognitifs et non-cognitifs se fait généralement à partir de mesures cognitives biaisées envers la dimension théorique (habileté quantitative et compréhension verbale) alors que de nombreuses études en psychométrie ont déjà démontré la nécessité de considérer l'intelligence comme un objet multi-dimensionnel.

Il apparaît que les capacités à comprendre des phénomènes naturels, mécaniques, physiques ou autres constituent des formes d'intelligence correspondant à des compétences rétribuées sur le marché du travail. Comme cela est démontré dans l'étude de Prada et Urzúa (2017), bien que ces compétences pratiques soient fortement (positivement) corrélées avec les compétences cognitives classiques, elles ont un impact complètement différent sur les trajectoires éducatives.

On peut aisément visualiser le biais introduit dans une analyse économétrique visant à quantifier l'importance du cognitif mais ignorant les autres dimensions cognitives ou non-cognitives. Par exemple, un individu ayant un score AFQT (approximant le niveau cognitif académique) très bas, mais avec des compétences cognitives pratiques élevées, serait étiqueté comme étant de faible niveau cognitif dans une analyse classique, même s'il bénéficie de hauts revenus. Si un grand nombre d'individus de ce type sont présents dans un échantillon donné, il est clair que l'effet mesuré du cognitif sur les salaires pourrait être grandement affecté (biaisé vers le bas dans ce cas précis). Évidemment, ce genre de problème peut survenir aussi si la dimension non-cognitive était ignorée ou si par exemple, la dimension cognitive était réduite à son aspect quantitatif uniquement ou à l'inverse à l'aspect verbal (lecture) uniquement.

Afin de bien saisir l'importance relative des dimensions cognitives et non-cognitives, il est donc aussi important de différencier les capacités mathématiques (quantitatives) des capacités verbales ou habiletés en lecture. De fait, un grand nombre de tests psychométriques visant à mesurer les capacités cognitives (*aptitude test*, en anglais), tels que le ASVAB, ainsi que ceux visant à évaluer les performances individuelles (*achievement test*), tels que les programmes PISA (pour les adolescents de 15 ans) et EIACA (pour les adultes de 16 à 65 ans) mis en avant par l'OCDE, incorporent des mesures permettant cette distinction. Bien que ces deux composantes soient fortement corrélées, elles peuvent avoir un impact différencié sur certaines variables économiques.

D'ailleurs, dans un article récent, Aucejo et James (2021), utilisent cette distinction afin d'analyser l'évolution des compétences entre l'école primaire et l'éducation supérieure au Royaume-Uni à l'aide de données longitudinales. Ils présentent une analyse quantitative classique (qui ignore les choix de filières) et concluent en faveur de la domination (au sens statistique) des compétences verbales par rapport aux compétences mathématiques en ce qui a trait à l'accès aux études supérieures. Ils affirment aussi que l'importance des habiletés verbales est largement expliquée par la conjonction d'un plus haut taux de fréquentation universitaire des femmes et de leur plus haut niveau de compétences verbales.

### 2.3. Modélisation des Choix de Filières

La totalité des résultats mentionnés dans la section précédente est basée sur une analyse purement quantitative du niveau d'éducation mesuré en nombre d'années ou à partir d'indicateurs de participation ou de diplomation.

Pourtant, il est peu réaliste de réduire les choix individuels simplement à une transition de l'école secondaire aux études supérieures. Une représentation plus réaliste des choix individuels commanderait plutôt d'introduire une dimension qualitative incluant les décisions concernant le domaine d'étude.

L'importance de la dimension du choix de filière pourrait être motivée de plusieurs façons, mais les différences de rendements financiers entre filières constituent sans doute l'angle le plus saillant. En effet, tel que rapporté dans certains travaux empiriques concernant principalement les États-Unis (Altonji, Blom, et Meghir, 2012 et Altonji, Arcidiacono, et Maurel, 2016), il existe presque autant de disparités de revenus entre les diplômés universitaires de différentes filières qu'entre l'ensemble des diplômés du secondaire et ceux du niveau universitaire. En d'autres termes, les différences de filières d'études contribuent presque autant aux inégalités de revenu que le différentiel études secondaires-études universitaires.

Cela est particulièrement vrai lorsqu'on compare les revenus moyens des diplômés des matières scientifiques, technologiques, de l'ingénierie et des mathématiques (les STIM dans le jargon des économistes) et ceux des sciences humaines et des lettres. Par exemple, pour les États-Unis, il est souvent observé que la filière la plus intéressante financièrement est celle du génie électrique tandis que les études en éducation (menant principalement à l'enseignement primaire et secondaire) et en sciences sociales et humanités constituent la filière d'études qui offre le moins de rétribution financière.

Contrairement à la littérature modélisant l'éducation de façon quantitative (avec une emphase sur la transition secondaire-supérieur), il n'existe qu'un nombre limité d'études sérieuses modélisant les champs d'études. Dans la littérature récente, il semble exister un consensus parmi les économistes pour affirmer que les choix de filières sont relativement inélastiques aux différences de rendements financiers.

En effet, un certain nombre d'études ont mis l'emphase sur la possibilité que les choix de filières soient principalement motivés par une dimension non-pécuniaire qui, elle-même, est probablement fortement corrélée aux habiletés individuelles. Pour ce faire, un certain nombre d'études récentes, et basées sur des données provenant des États-Unis, ont favorisé des méthodologies de recherche basées sur l'élicitation des attentes individuelles sur les niveaux salariaux futurs et de leur ajustement à l'obtention d'information objective sur ces mêmes différences (Wiswall et Zafar, 2015 ; Arcidiacono, Hotz, et Kang, 2012).

Malgré son caractère novateur, cette branche de la littérature (analysée en détail dans Montmarquette, 2020) souffre de certaines faiblesses. Premièrement, malgré le processus d'élicitation mis en place par les auteurs, ces expériences ne permettent pas de séparer les effets de goûts (de préférences) des effets d'habileté puisque ces études ne bénéficient généralement pas de mesures

cognitives ou non-cognitives. De plus, l'interprétation du facteur résiduel comme étant une forme de préférence intrinsèque repose sur plusieurs hypothèses implicites puisque ces études n'incorporent généralement pas d'information sur les antécédents familiaux ou sur le niveau d'aide financière perçue.

Deuxièmement, plusieurs études sont basées sur des données incorporant une population déjà inscrite à l'université. Par ce fait même, ces études se concentrent sur une sous-population ayant déjà déterminé sa participation aux études supérieures (souvent dans des universités d'élite telles que Duke et NYU) mais ne donnent pas d'information sur les déterminants des choix exercés dans la population potentielle.

Comme cela deviendra sans doute clair plus bas, notre étude nous permet de contourner ces deux faiblesses puisque non seulement nous modélisons les choix de filières en fonction des capacités quantitatives (avec le test de numératie EACA et une mesure subjective de compétence en mathématiques), des habiletés verbales (lecture) et de différentes mesures de traits non-cognitifs, mais aussi parce que les données utilisées nous permettent d'estimer l'impact de toutes ces mesures avant que le choix de participation aux études supérieures ne soit réalisé (c'est à dire avant la fin des études secondaires).

### 3. Construction des Données

Le travail de recherche qui a été accompli pour ce rapport se base sur deux sources de données complémentaires et qui sont uniques dans le domaine de l'évaluation économique des politiques de soutien financier aux études supérieures.

Avant de fournir de plus amples détails, et de façon plus synthétique, nos données se présentent comme suit. Afin d'estimer l'impact du soutien financier et l'effet des capacités cognitives et non-cognitives sur certaines mesures de réussite économique sur la phase initiale du cycle de vie, nous utilisons une enquête de suivi auprès des étudiants ayant participé à une expérimentation dans des écoles secondaires et cégep (dans quatre provinces dont le Québec).

Cette expérimentation, qui a eu lieu en 2008-2009, a été financée par la Fondation du Millénaire et conçue principalement par l'économiste Claude Montmarquette en collaboration avec le CIRANO et la SRSA (Société de Recherche Sociale Appliquée).

Le design de cette expérimentation est unique puisqu'il a permis de conférer une dimension aléatoire (randomisée) aux paiements effectués. Avant la phase de participation à l'expérience, les concepteurs s'étaient assurés de collecter des données sur les compétences cognitives et non-cognitives de tous les participants, ainsi que des informations sur les antécédents familiaux. Pour mesurer les compétences cognitives, nous disposons en particulier d'un score mesurant la compétence en mathématiques, issu de l'Enquête Internationale sur l'Alphabétisation et les Compétences des Adultes régulièrement utilisée dans les enquêtes de l'OCDE ainsi que d'autres mesures.

Les données de l'expérience elle-même, ainsi que celles provenant de l'enquête préalable, ont d'ailleurs déjà été analysées dans Johnson et Montmarquette (2015), Belzil, Maurel, et Sidibé (2021), et Belzil, Pernaudet, et Poinas (2021).

La complétion de l'expérimentation avec une enquête de suivi dix années plus tard sur un échantillon d'une telle ampleur est encore plus inédite, et nous permet de répondre à des questions économiques importantes. Nous présentons maintenant en détail la teneur des données qui ont été générées par l'expérimentation initiale ainsi que l'enquête de suivi.

Pour bien visualiser l'essence de nos données, il est utile de les décomposer en deux phases distinctes. La première phase est constituée de l'expérience elle-même mais englobe aussi l'enquête faite auprès des participants et de leurs parents. La deuxième phase est constituée de la collection de données faite à partir de l'enquête de suivi menée entre 2019 et 2021. C'est à partir de celle-ci que nous pouvons identifier les choix de filières ainsi que certaines variables mesurant les performances sur le marché du travail.

#### 3.1. L'Expérience « Willingness to Borrow » (2008-2009)

La première partie de nos données (la première phase) est basée sur l'expérience de terrain (*field experiment*) conçue par le CIRANO, la SRSA et la fondation du Millénaire en 2008-2009. Cette expérience est souvent désignée Projet « Willingness to Borrow ». Dans cette expérience, les concepteurs avaient rassemblé 1,248 jeunes Canadiens fréquentant des écoles secondaires ou des

cégeps (au Québec) entre octobre 2008 et mars 2009. Les sujets avaient majoritairement entre 17 et 18 ans durant la tenue des sessions.

Les concepteurs du projet ont ébauché un ensemble de choix que les jeunes individus provenant du Québec, de l'Ontario, du Manitoba et, dans une moindre mesure, de Saskatchewan pouvaient réaliser entre des paiements en argent comptant ou du soutien financier pour les études supérieures. Cette expérience a été décrite en détail dans l'étude de Johnson et Montmarquette (2015), et dans Belzil, Maurel, et Sidibé (2021), ainsi que Belzil, Pernaudet, et Poinas (2021).

Le Tableau 1, contenant des statistiques descriptives, permet de visualiser le profil des participants à l'expérience initiale. La première moitié du tableau (colonnes 1 et 2) révèle que l'échantillon est composé d'environ 54% de femmes et l'âge moyen des étudiants au moment de l'enquête initiale est à peine supérieur à 17 ans. Sur le plan socioéconomique, près de 20% des étudiants sont scolarisés en milieu rural et 36% ont au moins un parent ayant fait des études universitaires. Les étudiants proviennent majoritairement du Québec (30%), de l'Ontario (29%), du Manitoba (28%), et seulement 13% des étudiants proviennent de la Saskatchewan. Le tableau permet aussi de comparer l'échantillon de suivi (colonnes 3 et 4) avec l'ensemble des participants en 2008-2009 ; nous discutons les différences principales dans la Section 3.3.

### 3.1.1. Mesure Objective de Compétence en Mathématiques

Avant le début de l'expérience, tous les participants ont répondu à une enquête détaillée. Comme cela a été expliqué précédemment, cette enquête nous permet d'avoir des données sur les compétences cognitives et non-cognitives de tous les participants. Plus précisément, nous avons accès aux résultats individuels obtenus dans un des tests standardisés les plus reconnus au niveau international, celui provenant de l'Enquête Internationale sur l'Alphabétisation et les Compétences des Adultes (EIACA ou IALS en anglais) géré par l'Organisation de Coopération et de Développement Economique (OCDE) dans le cadre du programme PEICA (PIACC en anglais).

Pour rappel l'OCDE mène un ensemble d'études visant à mesurer les performances des systèmes éducatifs et à les comparer. La plus célèbre d'entre elles est le programme PISA (*Programme for International Student Assessment*), programme qui permet d'évaluer des étudiants âgés de 15 ans dans de nombreux pays tous les 3 ans, en testant les compétences verbales, mathématiques, et scientifiques des jeunes étudiants. Le volet mathématique, qui vise essentiellement à mesurer les capacités à utiliser les concepts mathématiques permettant de résoudre des problèmes concrets, est celui qui attire le plus d'attention dans les médias puisqu'il est souvent utilisé comme indicateur de la performance relative d'un pays donné. La distribution des résultats de l'enquête PISA est présentée systématiquement à l'aide d'une distribution à moyenne de 500 et un écart-type de 100.

En parallèle, l'OCDE gère le Programme pour l'Evaluation Internationale des Compétences des Adultes (PIAAC) qui vise à mesurer les compétences verbales et mathématiques des individus de plus de 16 ans à l'aide du test EIACA (IALS en anglais). Cette enquête, qui a en fait servi de modèle pour la première version du test PISA en 2000, a pour but d'évaluer à peu près les mêmes compétences que l'enquête PISA. Mis à part des différences dans l'âge auquel les participants doivent se soumettre au EIACA et au PISA, et une différence au niveau des formats de réponses utilisés, les deux tests sont



extrêmement semblables. Le test PISA utilise un éventail plus large de systèmes de réponses (différents modèles de choix multiples, réponses construites, etc.) tandis que le EIACA utilise un modèle unique. Tel que mentionné dans la publication de l'OCDE « The Survey of Adult Skills : Reader's Companion », ces deux tests sont donc fortement apparentés.

Pour ces raisons, et tout particulièrement parce que les participants à l'expérience avaient en moyenne 18 ans, les concepteurs de l'expérience « Willingness to Borrow » ont choisi le volet mathématiques-numératie du test EIACA. Le score brut peut prendre des valeurs entre 0 et 500. Pour fin de nos analyses économétriques, nous avons utilisé sa version standardisée (moyenne 0 et écart-type de 1).

La distribution du score EIACA est synthétisée dans le Tableau 2 et est illustrée à l'aide de la Figure 1. La moyenne obtenue dans notre échantillon total est de 289 points, tandis que la médiane est légèrement plus élevée à 292 et que l'écart-type est égal à 57. Ces valeurs indiquent que l'échantillon initial du projet « Willingness to Borrow » est relativement plus habile au niveau quantitatif que la moyenne de la population canadienne puisque cette dernière se situe généralement entre 260 et 270. Par exemple, en 2012, la moyenne obtenue pour l'ensemble du Canada était de 265.

### 3.1.2. Mesures de Compétences Cognitives et Non-Cognitives

L'enquête précédant l'expérience tenue dans diverses écoles nous donne aussi accès à des mesures permettant de quantifier les habiletés quantitatives (mathématiques), en lecture ainsi que des mesures de compétences non-cognitives telles que la motivation pour les études et un score mesurant le sentiment de contrôle sur sa vie (Pearlin Mastery scale). Cette échelle comporte sept questions auxquelles les étudiants doivent répondre sur une échelle de Likert allant de « Tout à fait d'accord » à « Pas du tout d'accord ». Les questions cherchent à éliciter à quel point l'individu considère que ce qui lui arrive est sous son contrôle plutôt que prédéterminé. Dans nos données, un score de Pearlin plus élevé signifie que l'individu ressent un plus grand niveau de contrôle sur sa vie. Cependant, il est important de noter que ces mesures sont reportées par l'étudiant lui-même et sont donc subjectives par définition. En même temps, et contrairement au score obtenu au test de numératie EIACA, ces mesures sont potentiellement plus représentatives des efforts apportés dans la vie quotidienne puisqu'elles constituent un signal externe pouvant jouer un rôle clé dans la carrière des individus.

Ce dernier point suggère l'existence d'un arbitrage possible entre mesures objectives mais dépourvues de caractère incitatif et des mesures plus subjectives mais ancrées dans des variables économiques. Dans une étude récente, Belzil et Jagelka (2023) estiment un modèle structurel d'inattention rationnelle à l'aide du volet de l'expérience « Willingness to Borrow » dédié à la mesure de l'aversion au risque et documentent un lien clair entre la propension à faire des choix incohérents entre diverses loteries et le score obtenu au test EIACA.

De façon similaire, Akyol, Krishna, et Wang (2019) utilisent les fichiers informatiques du test PISA 2015 afin d'évaluer l'effet du faible niveau incitatif. Leurs résultats indiquent qu'un pays donné pourrait augmenter son rang d'environ 15 places si tous ses étudiants avaient pris le test au sérieux.

### 3.1.3. Mesures d'Antécédents Familiaux

En sus des mesures de compétences cognitives et non-cognitives, l'enquête initiale nous donne de l'information sur les domaines suivants :

- Le genre et les caractéristiques sociodémographiques (niveau de revenu familial et éducation des parents, statut d'immigration) ;
- Les attentes subjectives des parents pour leur enfant, de l'étudiant lui-même, et les perceptions des attentes parentales par l'étudiant en matière d'éducation supérieure ;
- La valorisation subjective ex-ante des coûts et bénéfices monétaires et non-monétaires des études supérieures par l'étudiant ;
- Le niveau d'information sur le marché de l'emploi et les études supérieures ;
- Les contraintes financières perçues ;
- L'aide financière reçue (générée par l'expérience randomisée).

À partir de ces mesures, il nous est possible de bâtir un indicateur de stress financier ainsi qu'un indicateur du niveau d'information sur le marché du travail et sur le système d'aide financière. Finalement, l'enquête nous donne une évaluation des revenus familiaux tels que perçus par l'étudiant ainsi qu'une mesure donnée par les parents (dans l'enquête s'adressant aux parents). Finalement, il nous est possible aussi d'identifier les individus dont un (ou les) parent(s) a (ont) fréquenté l'université.

### **3.2. Enquête de Suivi (2019-2021)**

La deuxième partie de nos données est donc constituée de réponses à l'enquête de suivi que nous avons construite en collaboration avec la SRSA. Cette dernière a réussi à retracer plus de 40 % des participants (512 sur 1248) entre 10 et 12 années après la participation à l'expérience initiale (entre 2019 et 2021).

Dans la seconde partie du Tableau 1, il est possible de comparer le profil socio-économique de l'échantillon du suivi. De façon générale, l'échantillon de suivi contient plus de femmes ainsi que des individus provenant de familles avec un plus haut niveau de revenu et avec une proportion plus grande de fréquentation universitaire.

Ces données jouent un rôle central dans l'implémentation de notre plan de recherche puisqu'elles nous permettent de connaître non seulement les trajectoires éducatives des individus (le niveau d'étude entrepris et terminé, les filières choisies, les heures travaillées), mais aussi les revenus à l'entrée sur le marché du travail ainsi qu'au moment de la nouvelle enquête, ou encore les périodes d'emploi et de chômage, la satisfaction dans l'emploi, et les regrets.

En combinant les trois sources de données, il est donc possible de répondre à de nombreuses questions se rattachant aux impacts du soutien financier effectif.

## 4. Habiletés Cognitives et non-Cognitives et Antécédents Familiaux

Dans cette section, nous débutons la présentation de nos résultats statistiques par une analyse descriptive des mesures utilisées.

### 4.1. L'Enquête Internationale sur l'Alphabétisation et les Compétences des Adultes

La distribution des résultats obtenus au test EIACA (IALS) pour notre échantillon initial (tous les participants à l'expérience 2008-2009) diffère ainsi quelque peu de celle obtenue dans l'enquête de suivi (Tableau 2 et Figures 1 et 2).

Premièrement, nous notons dans le tableau que la moyenne et la médiane de l'échantillon initial (289 et 292 respectivement) sont inférieures aux valeurs obtenues pour le groupe de suivi (301 et 303 respectivement). Cela ne nous surprend guère puisqu'il est concevable que la propension à répondre à l'enquête de suivi ait été augmentée par le fait d'avoir été en contact avec la firme SRSA afin de concrétiser l'offre d'aide financière, et que le protocole de l'expérience fait en sorte que les individus n'ayant pas entrepris d'études supérieures ne peuvent avoir reçu de l'aide financière

D'ailleurs, le score moyen obtenu pour la population canadienne âgée de 16 à 65 ans fluctue selon les différentes vagues déterminées par l'OCDE mais se situe généralement près de 270. Une valeur plus basse que celle de notre échantillon initial et notre échantillon de suivi n'est guère étonnante puisqu'elle est représentative de la population canadienne globale qui englobe aussi tous les individus n'ayant obtenu aucun diplôme au-delà du niveau secondaire (référence : International Adult Literacy Survey Database, OECD, 2003)

L'écart-type de l'échantillon initial, égal à 57, est supérieur à celui obtenu pour l'enquête de suivi (environ 53). En utilisant les données rendues disponibles par l'OCDE, on peut évaluer l'importance d'une différence de 1'écart-type en projetant cette même différence dans la distribution des scores nationaux pour une année donnée. Par exemple, pour l'année 2000, l'OCDE rapportait les scores des 22 pays participants au PIACC. Dans cette distribution, une différence de 50 points correspond à la différence entre le score le plus élevé (300, pour la Suède) et celui du pays occupant le 18ième rang (la Slovaquie). Cela montre donc que le niveau d'hétérogénéité (ou de dispersion) au niveau du score de numératie se trouvant dans notre échantillon est bien plus grand que celui qui existe à l'intérieur d'un échantillon de pays identifiés par le score moyen de leur population.

### 4.2. Corrélations

À partir des résultats se trouvant dans le Tableau 3, il est relativement aisé de voir que les compétences cognitives et non-cognitives sont généralement corrélées positivement. Cependant, il est particulièrement intéressant de distinguer le score EIACA, qui constitue une mesure objective des capacités à utiliser des concepts mathématiques afin de résoudre des problèmes concrets, de l'autre mesure capturant les habiletés académiques en mathématiques qui sont révélées à partir des réponses qualitatives. Cette dernière mesure est beaucoup plus subjective puisqu'elle est exclusivement basée sur des informations rapportées par l'étudiant et donc par essence, non

vérifiables. Cependant, bien que plus subjectives, ces mesures sont potentiellement révélatrices du niveau d'habileté potentielle de l'individu, puisque les résultats scolaires sont susceptibles de jouer un rôle plus prépondérant dans le cursus académique et professionnel.

Toutefois, comme le test EIACA n'implique aucune récompense et demeure anonyme, les résultats sont possiblement affectés par le niveau d'attention ou d'effort porté au test (voir Gneezy et al. 2019, par exemple). Il est donc possible que la valeur prédictive du test de numératie ne soit pas aussi forte que celle des notes en mathématiques.

Premièrement, il est intéressant de noter que la corrélation entre le score de numératie EIACA et la mesure subjective de compétence en mathématiques est bel et bien positive et de l'ordre de 0,40, mais est quand même loin de la corrélation parfaite. On note que ce même score est aussi corrélé positivement, mais plus faiblement, à la mesure d'habileté en lecture (la corrélation étant égale à 0,19) et l'est aussi avec notre mesure de motivation aux études (la corrélation est de 0,14).

Deuxièmement, on note que la mesure subjective d'habileté en mathématiques tend à être un peu moins corrélée avec l'habileté verbale (lecture) mais beaucoup plus corrélée avec la motivation que le score EIACA. Par exemple, la corrélation entre habiletés en lecture et habiletés subjectives en math est égale à 0,16 tandis que la corrélation avec la mesure de motivation est de l'ordre de 0,24.

Ces observations nous portent à croire que malgré son caractère objectif, le score de numératie est probablement plus "bruité" au sens statistique du terme que les mesures subjectives portant sur les résultats scolaires justement parce qu'il n'est nullement incitatif. En termes économiques, cela peut s'expliquer par le fait que la performance mesurée dans l'enquête ne contient aucun caractère incitatif pour l'étudiant ayant participé au test, alors que les évaluations subjectives peuvent refléter les efforts réels entrepris pendant les études puisque la progression académique des participants à l'expérience dépend dans une large mesure de leur performance à l'école mais est complètement indépendante de leur score de numératie EIACA. Cela peut aussi expliquer pourquoi le score EIACA est plus faiblement corrélé à notre mesure de motivation que l'est la mesure subjective d'habileté en mathématiques.

Une autre source d'explication réside dans la nature même de ces deux mesures. Un haut score pour la mesure subjective d'habileté en mathématiques indique une capacité à comprendre des concepts théoriques tandis que le test de numératie EIACA mesure des capacités cognitives quantitatives beaucoup plus pratiques. Cela n'est pas étonnant puisque le caractère multidimensionnel des habiletés cognitives est reconnu depuis longtemps (Prada et Urzúa, 2017).

Étant donnés ces résultats, il sera donc particulièrement intéressant de voir laquelle de nos deux mesures de compétences mathématiques possède la capacité explicative la plus grande sur la probabilité de choisir une filière scientifique (STIM).

### **4.3. Habiletés Cognitives et Non-cognitives et Choix de Filières**

À l'aide des données obtenues au cours de l'enquête de suivi, il est possible de déterminer les différents profils cognitifs et non-cognitifs associés aux différentes filières en examinant le Tableau 4. Bien que les effets des différentes mesures d'habiletés fassent l'objet d'une analyse particulière dans la Section 7 du premier volet de notre étude, il est intéressant de noter deux points importants.

Premièrement, tel qu'attendu, les diplômés du secondaire sont ceux qui ont le plus bas niveau en mathématiques, en habileté de lecture ainsi qu'un score plus bas dans le test de numératie EIACA. De plus, ils ont tendance à avoir aussi un niveau de motivation plus bas.

Deuxièmement, les diplômés des études courtes tendent aussi à avoir des niveaux plus bas que les universitaires, mais les différences varient considérablement selon la filière de comparaison choisie. Par exemple, le score reflétant les habiletés académiques en mathématiques des étudiants ayant complété des études courtes (2,40) est très proche de celui obtenu par les étudiants des filières universitaires en sciences sociales-humanités et éducation (2,57).

Troisièmement, et comme cela a déjà été noté dans plusieurs études économétriques basées sur des données pour les États-Unis, les étudiants diplômés dans les filières STIM tendent à dominer ceux des autres filières dans toutes les mesures cognitives. Les scores moyens de ce groupe d'étudiants, égaux à 324,81 pour le EIACA, 3,33 pour les mathématiques, 3,21 en lecture, et 19,73 pour la motivation, sont supérieurs aux scores obtenus par toutes les autres filières. Nous reviendrons sur ce point lors de notre analyse des déterminants des choix de filières.

#### **4.4. Antécédents Familiaux**

Afin de faciliter l'interprétation des résultats présentés plus bas, il est aussi important de quantifier l'importance des antécédents familiaux dans les différences individuelles de niveaux cognitifs et non-cognitifs. Pour ce faire, nous avons estimé cinq régressions linéaires qui avaient chacune comme variable dépendante une de nos cinq mesures. Chacune de ces mesures étant standardisées, chaque paramètre s'interprète en termes d'un écart-type de la variable dépendante. Les variables indépendantes mesurant les antécédents familiaux sont les suivantes : des indicateurs pour l'Ontario, le Manitoba, et la Saskatchewan, l'indicateur du fait de résider dans une région rurale, le revenu annuel des parents mesurés en unités de 1000 dollars ainsi que la variable mesurant le niveau de contrainte financière (standardisée).

Les résultats de ces régressions se retrouvent au Tableau 6. En ce qui concerne le score de numératie EIACA (1<sup>ère</sup> colonne), le coefficient le plus notable est celui mesurant le différentiel homme-femme puisque le paramètre (égal à -0,18) indique que les jeunes femmes souffrent d'un déficit de près d'un cinquième d'écart-type. Les paramètres associés au revenu familial (0,003) et aux contraintes financières (-0,07) sont petits. Ils indiquent qu'une différence de 1000\$ de revenu augmente le score de numératie de 0,003 écart-type et qu'une différence d'un écart-type de notre indice de contrainte financière ne réduit le score que de 0,07 écart-type. Finalement, on note un score beaucoup plus bas chez les participants provenant de la Saskatchewan.

Le déficit femme-homme mesuré pour la mesure subjective de compétence en mathématiques (dans la 2<sup>ème</sup> colonne), de l'ordre de -0,29 écart-type, est donc plus important que celui mesuré pour le test EIACA. On note aussi que les étudiants habitant les régions rurales ont un indice inférieur de -0,17 écart-type. Les différentiels imputables au revenu des parents ou aux contraintes financières demeurent non-significatifs (c'est-à-dire non statistiquement différents de zéro).

Pour la mesure de compétence en lecture (3<sup>ème</sup> colonne), le différentiel homme-femme se retrouve complètement inversé puisque les femmes obtiennent un score qui est de 0,21 supérieur à celui des

hommes. Ce résultat est d'ailleurs cohérent avec d'autres résultats rapportés dans la littérature économétrique à la fois pour les États-Unis et aussi le Royaume-Uni (Aucejo et James, 2021). Tout comme pour les mesures quantitatives, les étudiants provenant de régions rurales ont un déficit important puisque ce dernier est estimé à 0,31 écart-type. Contrairement aux autres mesures, le revenu familial a un impact positif sur les capacités individuelles en lecture. Cependant, bien que très précis, l'effet demeure assez faible (0,004 écart-type pour une différence de \$1000).

Pour la mesure de contrôle perçu, le Pearlin Mastery scale (4<sup>ième</sup> colonne), seule la différence entre rural et urbain est relativement significative avec un déficit de 0,17 écart-type en défaveur des étudiants ruraux.

Finalement, il est intéressant de noter que pour le niveau de motivation aux études, seule la différence femme-homme est importante. En effet, les femmes atteignent un niveau de motivation aux études qui est supérieur de 0,45 écart-type par rapport aux hommes. Cependant, les variables mesurant les capacités financières familiales sont peu pertinentes.

## 5. Habiletés Cognitives et Non-Cognitives et Niveau d'Études Postsecondaires

Avant de présenter une analyse des déterminants cognitifs et non-cognitifs des choix de filières (et tout particulièrement la filière scientifique), il est préalablement opportun de mener une analyse plus classique ou l'économètre analyse les choix éducatifs sous un angle purement quantitatif basé sur le nombre d'années d'études ou le niveau de diplôme obtenu. Comme nous l'avons mentionné plus tôt, et bien que très commune en économie de l'éducation et dans beaucoup d'études sur les inégalités, ce genre d'approche peut masquer des dimensions cruciales. Il sera donc intéressant de comparer ces résultats avec ceux basés sur la modélisation des choix de filières.

Pour ce faire, nous modélisons la probabilité d'avoir atteint un niveau postsecondaire (collège, cégep, université) ou non à l'aide d'un modèle logistique binaire en fonction de tous les facteurs disponibles. Nous faisons de même avec la probabilité d'avoir fréquenté l'université, toutes filières confondues. Ensuite, nous répliquons la même analyse après avoir remplacé la variable fréquentation par celle de diplomation.

Nos résultats, qui se trouvent dans le Tableau 7, suggèrent deux éléments importants à noter. Premièrement, en référence aux résultats de la première colonne, il appert que l'atteinte du niveau postsecondaire, telle que défini comme la participation à tout programme éducatif requérant un diplôme de secondaire, n'est pas sélective d'après nos mesures. Ni les habiletés en lecture, ni les habiletés quantitatives, que ce soit la mesure académique ou le test de numératie EIACA, ne semblent avoir d'impact significatif sur la fréquentation du postsecondaire bien que leurs effets soient tous positifs. La variable mesurant la motivation est la seule ayant un pouvoir explicatif significatif puisque l'estimé implique qu'une augmentation d'un écart-type augmente la fréquentation postsecondaire de 3 points de pourcentage. Ce résultat n'implique cependant pas l'inexistence de sélectivité au niveau universitaire. En effet, il est possible que les différentiels cognitifs et non-cognitifs soient plus significatifs lorsqu'on regroupe les diplômés du secondaire avec ceux des études courtes et qu'on les compare aux universitaires.

D'ailleurs, le deuxième élément notable des résultats provenant du Tableau 7 est que lorsque nous considérons la probabilité de fréquenter le système universitaire (2<sup>ième</sup> colonne), le facteur motivation n'est plus aussi dominant puisqu'on observe 4 facteurs d'importance comparable.

En effet, avec un impact mesuré de 0,05, le test de numératie EIACA atteint un effet juste en dessous de l'effet mesuré du facteur motivation égal à 0,06. De plus, il est intéressant de noter que le facteur mesurant les habiletés en lecture a un impact plus grand que celui des habiletés en mathématiques puisque les deux effets sont égaux à 0,05 et à 0,04, respectivement.

Bien qu'étonnant, ce dernier résultat doit être interprété dans un contexte où notre modèle ne fait aucune différence au niveau du type d'habileté requis dans chaque filière. Il indique donc l'existence d'une différence plus marquée entre le niveau d'habileté en lecture de la population universitaire et celui de la population des étudiants ayant interrompu leurs études après le secondaire ou ayant investi dans des études courtes (cégep ou *community college*) que la différence de niveau en mathématiques entre ces deux mêmes groupes.

Les résultats que nous venons de commenter utilisaient la variable mesurant l'inscription (fréquentation) aux études dans la période suivant l'expérience. Qu'en est-il lorsqu'on estime l'impact des mêmes variables sur la probabilité d'obtention d'un diplôme ?

Pour la probabilité d'avoir obtenu un diplôme postsecondaire (dans la 3<sup>ème</sup> colonne), on ne recense qu'un résultat notable. Plus précisément, on retrouve un effet un peu plus fort du facteur motivation puisque l'effet mesuré est égal à 0,06. Pour le reste, comme avec la variable mesurant la fréquentation, on ne note pratiquement aucun facteur important sauf peut-être les compétences en mathématiques, qui ont un effet de 0,04 écart-type, significatif à 5%. Cela confirme donc encore un faible niveau de sélectivité lorsqu'on définit le supérieur comme englobant les études courtes.

Cependant, les résultats obtenus en modélisant la probabilité d'obtention d'un diplôme universitaire (4<sup>ème</sup> colonne) méritent l'attention. Encore une fois, la distinction rural-urbain constitue la première source de différence avec un différentiel de près de 20 points de pourcentage en défaveur des individus provenant de la ruralité. On note aussi une forte différence de taux de graduation universitaire en faveur des filles, et de l'ordre de 11 points de pourcentage.

Contrairement à la probabilité de fréquentation universitaire, l'impact des habiletés en mathématiques est le plus élevé (égal à 0,06) mis à part la motivation (effet de 0,09). Le facteur d'habileté académique en mathématiques est même plus important que le score obtenu au test EIACA (l'effet est de 0,04) alors que la probabilité de fréquentation démontre l'inverse. Avec un effet mesuré égal à 0,05, l'habileté en lecture demeure importante mais son effet mesuré demeure inférieur à celui de l'habileté en mathématiques.

Il est aussi intéressant de comparer le rôle des habiletés cognitives à celui du revenu familial, mesuré en milliers de dollars. Ce dernier, égal à 0,002 par milliers de dollars, correspond à une différence de 6 points de pourcentage (0,06) pour une variation d'un écart-type de revenu familial (environ 30 000 dollars) et constitue donc le déterminant le plus important.

Ce résultat est particulièrement intéressant si on le compare à l'effet revenu calculé pour les États-Unis à partir des données du NLSY97, et rapporté dans Belzil et Hansen (2020). En effet, sur la période correspondant au début des années 2000, l'effet d'une variation d'un écart-type du revenu familial sur la probabilité de compléter un cursus universitaire est égal à 0,01, et est donc beaucoup moins important qu'une variation équivalente dans le score AFQT. Évidemment, compte tenu du fait que certaines études ont déjà mis en relief que la corrélation entre inégalités éducatives et revenu familial aux États-Unis est comparable à celle prévalant dans des pays sociaux-démocrates tels que le Danemark (Heckman et Landersø, 2022), il n'est peut-être pas étonnant que le rôle du revenu familial dans la diplomation universitaire au Canada soit plus important qu'aux États-Unis.

Finalement, il faut noter que la différence entre étudiants québécois et ontariens au niveau de la diplomation universitaire est très faible. En tenant compte de tous les facteurs individuels et toutes les variables d'antécédents familiaux, le différentiel de probabilité de diplomation universitaire est minuscule et non-significatif. Évidemment, cela n'implique pas l'inexistence de différence au niveau des choix de filières.



## 6. Les Choix de Filières Scientifiques

L'analyse que nous présentons maintenant nous permet d'évaluer l'importance relative des différentes mesures d'habileté disponibles sur les choix de filières. Pour ce faire, nous avons estimé un modèle logistique multinomial dont la variable dépendante est codée de façon à indiquer le choix individuel.

Ce modèle doit s'interpréter à l'aide d'une structure basée sur le modèle d'utilité aléatoire (Random Utility), et où l'on peut écrire l'utilité que l'individu  $i$  retire de la filière  $j$  (essentiellement le bien-être associé au choix de la filière  $j$ ), dénotée  $U(i,j)$ , comme suit :

$$U(i,j)=X(i).Beta(j)+ \text{epsilon}(i,j)$$

- $X(i)$  est le vecteur contenant l'ensemble de toutes les mesures cognitives, non-cognitives, antécédents familiaux, etc.
- $\text{epsilon}(i,j)$  représente le terme d'erreur qui suit une distribution de type « Extreme Value ». Ces termes d'erreur sont supposés indépendants entre individus  $i$  et entre filières  $j$ .
- $Beta(j)$  est le paramètre mesurant l'effet des caractéristiques individuelles sur l'utilité associée à la filière  $j$ , c'est-à-dire  $U(i,j)$
- $E(\text{epsilon}(i,j) | X(i), \text{Filière}(i,j)) = 0$  (condition d'orthogonalité nécessaire à l'interprétation des  $Beta(j)$  en tant qu'« impacts »)

À partir de ce modèle, nous obtenons que la probabilité qu'un individu  $i$  choisisse la filière  $j$ , dénotée  $P(i,j)$ , est logistique :

$$P(i,j)=\frac{\exp(X(i).Beta(j))}{\{X(i).Beta(1)+ X(i).Beta(2)+\dots X(i).Beta(J)\}}$$

où  $J$  dénote le nombre total de filières possibles. Le modèle peut donc être estimé aisément par la méthode du maximum de vraisemblance.

L'identification des paramètres du modèle (c'est-à-dire les coefficients  $Beta(j)$ ) requiert qu'un des  $Beta(j)$  soit fixé à 0. Cette condition s'explique aisément puisque le niveau de bien être associé (la valeur de  $U$ ) n'est jamais observé. En effet, l'observation du choix de la filière  $j$  par un individu  $i$  signifie seulement que  $U(i,j)$  est supérieure à toutes les autres utilités possibles (c'est-à-dire toutes les autres  $U(i,j')$ ) mais ne confère pas la valeur cardinale du niveau d'utilité.

Ce modèle constitue l'élément primordial dans beaucoup de domaines de l'économie empirique dans lequel l'individu modélisé doit faire un choix discret entre un nombre fini d'options qui ne peuvent être ordonnées (par exemple, le choix d'une occupation ou la décision de consommer un bien durable particulier).

Nous utilisons les classifications suivantes : niveau secondaire, niveau collégial (ou *2-year college* en Ontario) ainsi que les groupes suivants pour l'université : sciences et technologies (STIM), sciences sociales, éducation et humanités (incluant arts et communication), santé, commerce et administration (incluant droit). Étant donné le caractère intrinsèquement non-linéaire du modèle logistique

multinomial, notre présentation concerne exclusivement les effets marginaux évalués à partir des paramètres estimés.

Avant toute chose, il faut reconnaître que le choix de filière est un processus qui peut comporter des éléments dynamiques. En effet, il est documenté que le changement de filière pendant le premier programme académique suivi est observé occasionnellement et qu'il se caractérise souvent par le choix d'une filière sélective au début de la fréquentation universitaire suivi par une transition vers un domaine d'étude plus simple (Altonji, Arcidiacono et Maurel, 2016).

Pour cette raison, la disponibilité d'information sur la première filière choisie par l'individu ainsi que sur la filière du plus haut diplôme complété nous permet de distinguer entre les effets de certains facteurs clés sur les choix initiaux et les effets sur la complétion. Cependant, afin d'alléger la présentation, nous concentrons notre discussion sur la filière de diplomation et commentons seulement les résultats obtenus à partir de la filière du premier programme entrepris quand ces derniers diffèrent de ceux obtenus avec la filière de diplomation.

Au vu de nos objectifs, l'emphase de notre analyse se porte sur l'effet des déterminants les plus importants (score de numératie EICA, mesure subjective en mathématiques, mesure de capacités en lecture, motivation aux études, le genre ainsi que la distinction rural-urbain) sur trois modalités d'intérêt : l'obtention d'un diplôme STIM, l'obtention d'un diplôme en sciences sociales-humanités, ainsi que l'obtention d'un diplôme postsecondaire court (*cégep* ou *2-year college*). Notre choix est motivé par l'importance de la filière STIM dans notre projet de recherche d'une part, et par le fait que les sciences sociales et humanités sont souvent considérées comme la filière la moins sélective du cursus universitaire, d'autre part.

Nos résultats principaux se retrouvent dans les Tableaux 8 (pour le premier programme d'inscription) et 9 (pour le plus haut diplôme obtenu). La présentation qui suit est structurée en différentes sous-sections consacrées chacune à un déterminant spécifique : le rôle des habiletés en mathématiques, l'importance des habiletés en lecture, l'importance du facteur motivation, le revenu familial et les contraintes financières, la distinction rural-urbain, et les différences homme-femme.

### **6.1. Les Rôle des Habiletés en Mathématiques**

La première question à laquelle nous répondons est la suivante : laquelle de nos deux mesures des capacités en mathématiques prédit le mieux la diplomation dans une filière STIM ? Nos résultats, se retrouvant au Tableau 9 (dernière colonne), apportent une réponse assez claire puisque l'effet d'un écart-type dans la mesure académique subjective, égal à 0,05, est largement supérieur à l'effet estimé pour un écart-type du score de numératie EICA (environ à 0,002 et non-significatif). Il faut noter que l'effet du score EICA sur la probabilité d'inscription à un programme STIM (par opposition à la diplomation) est plus élevé (égal à 0,021) mais demeure non-significatif. Néanmoins, c'est encore la mesure d'habileté académique en mathématiques qui domine puisque son effet demeure égal à 0,05.

La différence entre ces deux mesures est aussi tangible lorsqu'on considère leurs effets sur l'obtention d'un diplôme dans les sciences sociales. Alors que le score EICA augmente faiblement la propension à obtenir un diplôme en sciences sociales (avec un effet mesuré à 0,02 mais non-significatif), un plus haut score de la mesure académique la réduit, bien que l'effet soit très petit et aussi imprécis.

Les résultats obtenus avec la modélisation de la filière d'inscription (dans le Tableau 8) sont similaires mais indiquent quand même un effet encore plus négatif de l'habileté en mathématiques sur la fréquentation d'un programme en sciences sociales, bien que cet effet soit encore imprécis.

Finalement, en ce qui a trait à la propension à choisir les études courtes (*cégep* ou *2-year college*), nous obtenons un impact négatif pour les deux mesures. Cependant, il faut noter que dans ces deux cas, les estimés sont imprécis.

Nos résultats soulèvent la question suivante : est-ce que le score de numératie EIACA aurait une puissance prédictive plus grande sur la probabilité de fréquenter un programme scientifique si nous n'avions pas accès à une mesure de compétence académique en mathématiques ? Pour y répondre, nous avons estimé une version du modèle de choix de filière sans la variable mesurant les compétences académiques en mathématiques et donc avec comme seule mesure le score EIACA. Les résultats sont présentés dans les tableaux 10 (inscription au 1<sup>er</sup> programme) et 11 (plus haut diplôme).

L'effet marginal d'un écart-type du score EIACA estimé est plus élevé puisqu'il augmente la probabilité d'avoir un diplôme STIM de 0,02 et est un peu plus significatif avec un écart-type de 0,013 mais demeure inférieur à celui du facteur mesurant la motivation et surtout inférieur à celui mesurant l'effet des habiletés académiques en mathématiques décrit précédemment. Tout comme c'était le cas avec le modèle incorporant les deux mesures d'habiletés quantitatives, l'effet du score EIACA mesuré pour la probabilité de choix d'une filière STIM comme premier diplôme est plus élevé puisqu'il est égal à 0,04.

## **6.2. L'Importance des Habiletés en Lecture**

La deuxième question à laquelle nous voulons apporter une réponse est la suivante : comment l'importance des habiletés verbales se compare-t-elle à celle des habiletés quantitatives ? La réponse à cette question est loin d'être évidente puisqu'elle peut dépendre de la mesure spécifique d'habileté quantitative utilisée ainsi que de la filière. Pour interpréter nos résultats, nous retournons aux tableaux 8 et 9.

Comme nos estimés le montrent, les capacités en lecture ont un impact plus grand sur la probabilité d'obtenir un diplôme STIM que le test EIACA. En effet, une augmentation d'un écart-type de la mesure de compétences verbales augmente la diplomation STIM de 0,01, bien que son effet soit peu significatif. Cependant, cet effet demeure inférieur à celui de notre mesure d'habileté académique en mathématiques subjective qui est de l'ordre de 0,05.

Comme attendu, l'effet de l'habileté verbale sur la diplomation en sciences sociales-humanités est très forte. L'effet d'un écart-type est de l'ordre de 0,03 mais ce même effet est donc moins important que l'effet estimé des habiletés mathématiques sur la diplomation STIM (de l'ordre de 0,05). De plus, on ne constate aucune différence notable lorsque nous utilisons le choix de filière d'inscription comme variable endogène.

Ce résultat n'est cependant pas si étonnant au vu de la structure des programmes universitaires. Dans la plupart des universités canadiennes et québécoises, les facultés abritant les programmes non-quantitatifs (requérant peu de connaissances en mathématiques) comptent le plus grand nombre

d'étudiants. Cette explication est aussi avancée par Aucejo et James (2021) pour expliquer la domination de l'élément verbal dans leur modèle expliquant la fréquentation universitaire au Royaume-Uni.

Il y a une autre distinction importante à noter entre lecture et mathématiques. La compétence en lecture est beaucoup plus clairement associée à la participation universitaire tel qu'indiqué par son effet marginal, égal à -0,06 (très significatif), sur la probabilité d'avoir un diplôme supérieur court que ne l'est la compétence en mathématiques. En effet, bien que les effets mesurés pour le test EIACA et pour notre mesure subjective soient négatifs (-0,04 et -0,03), ils demeurent beaucoup plus faibles en valeur absolue et sont non-significatifs.

Ce dernier résultat est probablement de même nature que ceux obtenus par Prada et Urzúa (2017) et Belzil, Hansen, et Liu (2022) qui démontrent à partir de données américaines que lorsque la distinction entre habiletés cognitives théoriques et pratiques est prise en compte, on trouve souvent qu'un plus haut niveau d'habileté pratique réduit le niveau d'étude mais augmente le niveau de salaire mesuré. Cela peut donc expliquer qu'une part plus grande des individus ayant des capacités mathématiques choisissent des études courtes par rapport aux individus ayant des capacités non-quantitatives puisqu'ils sont probablement plus en mesure de trouver des emplois intéressants ne requérant pas d'études universitaires.

### **6.3. L'Importance du Facteur Motivation**

Une troisième question d'intérêt est la suivante : comment se compare l'importance de la motivation pour les études aux habiletés cognitives ? Pour répondre à cette question, nous comparons l'effet de la variable mesurant la motivation pour les études à la mesure cognitive la plus importante pour chaque filière spécifique.

Pour la diplomation dans une filière mathématique et scientifique (Tableau 9), l'effet marginal d'un écart-type de notre mesure de motivation, égal à 0,02, est inférieur à celui mesuré pour la mesure subjective de compétence en mathématiques (0,05) mais plus élevé que ceux mesurés pour le score EIACA (0,002) et pour le score lecture (0,01). Cependant, lorsque la filière du premier programme est la mesure utilisée (Tableau 8), l'effet de la motivation devient légèrement plus grand (passant à 0,03) et demeure supérieur à l'effet du test EIACA mais inférieur à l'effet de la mesure subjective d'habileté quantitative. En fait, le facteur motivation semble avoir son effet le plus fort sur la probabilité de diplomation dans la filière commerce-économie (0,04).

Il est intéressant de noter qu'un haut niveau de motivation n'implique pas systématiquement une probabilité moins grande de choisir des études supérieures courtes. Bien que l'effet du niveau de motivation soit négatif, il est imprécis et peu différent de 0 statistiquement. Cela s'explique sans doute par la fréquentation de programmes courts par un nombre relativement grand d'élèves dotés d'un haut niveau de motivation pendant les études secondaires.

#### **6.4. Revenu Familial et Contraintes Financières**

De façon générale, nos résultats indiquent aussi que le revenu familial n'a pratiquement pas d'impact sur les choix de filières, sauf sur la probabilité de s'inscrire à des études courtes. La mesure que nous utilisons pour approximer la sévérité des contraintes financières joue cependant un rôle plus important. Malgré son faible niveau de significativité, on note tout de même qu'un plus haut niveau de contrainte financière augmente la fréquentation de la filière sciences sociales mais réduit le choix d'aller dans la filière scientifique. On retrouve un résultat similaire lorsque nous utilisons la filière d'inscription.

Pour interpréter correctement ces résultats, il faut cependant comprendre que les capacités financières ainsi que le revenu familial ne peuvent être considérés comme exogènes. Par exemple, rien ne garantit qu'une variation exogène du coût des études telle que celle générée par l'expérience « Willingness to Borrow » indiquerait le même genre de résultat. Cette question sera cependant analysée dans un rapport subséquent.

#### **6.5. La Distinction Rural-Urbain**

De tous les facteurs utilisés comme déterminants, la variable indiquant la résidence en région rurale est celle qui a l'impact le plus grand. On note que les étudiants provenant de régions rurales ont une probabilité de choisir les études courtes plus grande de 0,11 par rapport à ceux provenant des régions urbaines. Ce différentiel se reflète par un déficit de l'ordre de 0,12 dans la probabilité de choisir un domaine scientifique. Il faut cependant noter que ces résultats dépendent de la variable endogène utilisée. En effet, avec la variable indiquant la filière d'entrée, l'effet d'habiter une zone rurale devient beaucoup plus faible et tout à fait non-significatif.

#### **6.6. Les Différences entre Hommes et Femmes**

Finalement, nous considérons la dimension homme-femme. Il est bien connu que les femmes ont en général une fréquentation plus basse des programmes scientifiques. Cependant, la plupart des données individuelles utilisées pour modéliser ce différentiel ne comportent pas autant de mesures d'habiletés cognitives et non-cognitives que les nôtres. Il est donc intéressant de quantifier le différentiel homme-femme persistant après avoir contrôlé pour toutes les mesures disponibles (verbales, mathématiques, et motivation).

Nos résultats ne montrent aucun différentiel significatif entre les filles et les garçons au niveau de la propension à choisir les études courtes ainsi que les filières scientifiques bien que les estimés soient négatifs. On note cependant une probabilité beaucoup plus grande (de l'ordre de 0,11) d'obtenir son diplôme le plus élevé dans le domaine des sciences sociales. Lorsqu'on considère le premier programme, nous ne notons aucune différence entre les garçons et les filles.

Ce résultat mérite une explication. Dans de nombreuses études sur les différences homme-femme, les données utilisées ne permettent pas de conditionner les choix de filières sur le niveau de compétences acquises et il n'est donc pas possible de séparer l'effet des habiletés sur les choix des effets dus à d'autres facteurs.

Bien qu'il puisse être étonnant, notre résultat s'explique par le fait qu'il nous est possible de prendre en compte un grand nombre de déterminants psychométriques. La quasi-égalité entre jeunes hommes et jeunes femmes ne veut pas dire que ces deux groupes ont les mêmes préférences pour la filière STIM. Il est fort probable que les différences observées au niveau de nos mesures d'habiletés quantitatives soient elles-mêmes le résultat d'une préférence pour les STIM moins développée chez les femmes que chez les hommes, et que cette différence soit bien antérieure au moment où ces mesures ont été obtenues (c'est-à-dire dans l'enquête précédant l'expérience de 2008-2009).

### **6.7. La Différence entre le Québec et l'Ontario**

Finalement, qu'en est-il des différences de filières entre le Québec et l'Ontario ? À partir de nos estimés, il est aisé de comparer les probabilités d'avoir obtenu un diplôme dans chaque filière spécifique.

Comme on l'a vu auparavant (dans la Section 6), les étudiants québécois et ontariens ont essentiellement la même probabilité de diplomation universitaire toutes disciplines confondues.

Cependant, nos estimés démontrent que l'absence de différence en agrégeant toutes les filières cache en fait des différences énormes en termes de choix de filières. En considérant la filière associée au plus haut diplôme obtenu, on peut voir qu'à compétences égales, les Ontariens ont une probabilité d'obtenir un diplôme STIM plus élevée de 0,10 que les Québécois. En même temps, les Ontariens ont une probabilité de diplomation en sciences sociales et humanités inférieure de 0,05 par rapport aux Québécois.

La défaveur des Québécois envers la filière STIM semble être compensée par une probabilité plus grande d'environ 0,09 et 0,07 d'obtenir un diplôme en commerce ou en économie ou dans le secteur de la santé, respectivement.

## 7. Sommaire du Volet 1

Afin de résumer ce premier volet, il convient de retenir quatre résultats fondamentaux sur les choix de filière.

Premièrement, malgré l'intérêt médiatique suscité par les divers programmes internationaux de compétences en mathématiques et qui sont souvent utilisés pour comparer les pays participants (le programme PISA en étant l'exemple le plus saillant), il est opportun de dire que celui que nous utilisons dans cette étude semble n'avoir aucun effet sur les choix de filières. Précisément, les performances individuelles dans le test EIACA (que l'on fait habituellement passer aux adultes de plus de 16 ans), et mesurant les mêmes compétences que le test PISA, n'ont pratiquement aucun pouvoir prédictif sur la probabilité de compléter un programme scientifique.

Deuxièmement, et peut-être sans surprise, la fréquentation d'un programme STIM est principalement expliquée par la compétence académique en mathématiques, elle-même mesurée par les notes obtenues vers l'âge de 18 ans. Le second déterminant le plus important est le facteur non-cognitif mesurant le degré de motivation, suivi des capacités en lecture.

Troisièmement, les capacités en lecture ont leur plus gros effet sur la probabilité de choisir une filière sciences sociales-humanités (ou éducation) mais il est moins important que l'effet des habiletés académiques en mathématiques sur la filière STIM. De plus, nos estimés montrent que la probabilité de choisir une filière sciences sociales est inversement corrélée aux compétences en mathématiques.

Pris globalement, ces résultats sont cohérents avec de nombreux autres obtenus pour les États-Unis, et indiquent que les étudiants inscrits en STIM tendent à dominer ceux des autres filières dans toutes les mesures cognitives, qu'elles soient de nature quantitative ou verbale.

En effet, un certain nombre d'études ont montré que les scores obtenus par les étudiants américains en STIM dans le volet compréhension de texte et dans la partie mathématique du test standardisé SAT (« Scholastic Aptitude Test », test requis pour l'admission dans l'immense majorité des universités américaines), sont supérieurs à ceux des autres filières. Cette tendance se vérifie aussi dans nos données puisque comme nous l'avons vu précédemment, les diplômés de la filière STIM ont des scores plus élevés dans nos trois mesures cognitives principales (mathématiques, lecture, et test de numération EIACA).

Quatrièmement, toutes choses égales par ailleurs, même si les étudiants québécois et ontariens ont essentiellement la même probabilité de diplomation universitaire toutes disciplines confondues, les Ontariens ont une probabilité d'obtenir un diplôme STIM plus élevée d'environ 10 points de pourcentage que les Québécois. En même temps, les Ontariens ont aussi une probabilité de diplomation en commerce et administration inférieure d'environ 10 points de pourcentage par rapport aux Québécois.

## II. DEUXIÈME VOLET

### 1. Objectifs et Modélisation

Après avoir documenté l'importance relative des diverses mesures cognitives et non-cognitives sur les choix de filières, il est naturel de se tourner vers des questions qui concernent l'impact que ces mêmes choix peuvent avoir dans la phase initiale (jusqu'à 30 ans) du cycle de vie professionnelle.

Le texte qui suit correspond au deuxième volet du plan soumis avec le devis associé à cette recherche. Les résultats qui s'y trouvent ont donc été obtenus à partir d'informations collectées durant l'enquête de suivi. Cependant, et contrairement aux choix de filières qui ont eu lieu au cours des années qui ont suivi l'expérience initiale, certaines de ces informations relèvent d'événements pratiquement contemporains à l'enquête de suivi initiée en 2019.

#### 1.1. Objectifs

L'objectif principal de cette deuxième partie est donc à la fois d'estimer les effets bénéfiques (ou non) du choix de filière sur la phase initiale du cycle de vie professionnel ainsi que de déterminer le rôle des facteurs cognitifs et non-cognitifs. Grâce à nos données obtenues entre 2019 et 2021, et contenant des observations permettant de connecter les trajectoires éducatives des individus aux expériences accumulées sur une période de 10 à 12 années après la participation à l'expérience initiale, il est possible d'évaluer l'impact des études STIM sur un grand nombre de mesures de performance et d'adaptation sur le marché du travail.

Dans ce rapport, notre présentation se basera sur les variables suivantes :

- Le salaire d'entrée et en 2018 ;
- La satisfaction dans l'emploi ;
- Les périodes de chômage ;
- La valorisation subjective ex-post des coûts et bénéfices monétaires et non-monétaires des études supérieures par l'étudiant ;
- L'auto-évaluation des choix réalisés et des regrets ;
- La propension à se déclarer surqualifié.



## 1.2. Modélisation

Notre approche de la modélisation est simple et basée sur l'avantage conféré par la profusion de mesures cognitives et non-cognitives individuelles se trouvant dans l'enquête initiale (celle de 2008-2009).

En clair, nous faisons l'hypothèse que le nombre de mesures individuelles disponibles dans nos données est suffisamment grand pour postuler que le terme d'erreur de la régression est non-corrélé avec le choix de filière si on inclue toutes ces mesures dans la régression.

Évidemment, cela ne serait pas le cas si nous excluons l'ensemble des mesures dans cette régression.

Plus formellement, notre modèle s'écrit comme suit :

$$Y(i) = \text{constante} + X(i) \cdot \beta + \delta(j) \cdot \text{Filière}(i,j) + \epsilon(i,j)$$

$Y(i)$  est la variable mesurant la performance. Elle prend la forme des variables suivantes : le salaire d'entrée et en 2018, la satisfaction dans l'emploi, les périodes de chômage, la valorisation subjective ex-post des coûts et bénéfices monétaires et non-monétaires des études supérieures par l'étudiant, l'auto-évaluation des choix réalisés et des regrets, la propension à se déclarer surqualifié.

- $X(i)$  est le vecteur contenant l'ensemble de toutes les mesures cognitives, non-cognitives, antécédents familiaux, etc.
- $\text{Filière}(i,j) = 1$  si individu  $i$  a choisi la filière  $j$  et  $=0$  sinon
- $\Delta(j)$  est le paramètre mesurant l'impact de la filière  $j$

Notre hypothèse identificatrice expliquée ci-dessus est la suivante :

$$E(\epsilon(i,j) \mid X(i), \text{Filière}(i,j)) = 0$$

## 2. L'Effet des Facteurs Cognitifs et Non-Cognitifs sur les Salaires

Dans cette section, nous tentons de répondre aux questions suivantes :

- Comment les facteurs cognitifs et non-cognitifs jouent-ils sur les salaires ?
- Affectent-ils les salaires simplement via le niveau de scolarité (approche quantitative) ou la filière d'étude (approche qualitative) ?
- Comment se comparent les effets des différents facteurs quand ceux-ci sont mesurés dans leur totalité, c'est à dire sans conditionner notre analyse sur les niveaux d'études ou les filières ?
- La hiérarchie des facteurs importants change-t-elle au cours du cycle de vie ? Par exemple, les effets du test de numératie mesurés à l'entrée du marché du travail sont-ils cohérents avec ceux mesurés vers l'âge de 30 ans ?

La réponse à cette dernière question est loin d'être triviale. En effet, en début de carrière, l'habileté académique d'un employé est facilement observable (vérifiable) tandis que son habileté à résoudre des problèmes concrets l'est beaucoup moins. Cependant, cette dernière se révélant avec le niveau d'expérience, il est facilement concevable que l'importance relative de ces deux types d'habiletés varie au cours du cycle de vie. De plus, ces effets peuvent aussi varier avec la nature des tâches accomplies, surtout si ces dernières varient aussi avec l'expérience accumulée.

Pour répondre à toutes ces questions, nous modélisons l'impact des choix éducatifs à la fois sur le salaire annuel d'entrée et sur le salaire annuel mesuré en 2018 (dix années après l'expérience initiale). Pour chacune de ces deux mesures salariales, prises en log, nous estimons une forme réduite (sans indicateur de niveau ou de filière), une spécification incluant deux variables binaires pour le niveau (université et études courtes), ainsi qu'une spécification incluant le choix de filière. Dans tous les cas, la prime mesurée doit être interprétée par rapport au salaire des individus ayant atteint au plus le niveau secondaire. Les résultats sont présentés dans le Tableau 12.

À partir de l'ensemble de ces résultats, il est possible d'identifier quatre résultats clés. Premièrement, lorsque notre attention se porte sur les effets totaux des facteurs (ceux obtenus à partir de la forme réduite et se retrouvant à la colonne 1 pour l'entrée et la colonne 4 pour les salaires à 30 ans), il devient clair que la hiérarchie entre compétences académiques en mathématiques et habileté à résoudre des problèmes pratiques (mesurée par le test de numératie EIACA) change entre l'entrée sur le marché du travail et l'âge de 30 ans.

À l'entrée sur le marché du travail, une variation d'un écart-type dans les capacités académiques en mathématiques augmente le salaire d'entrée de 10% tandis qu'une variation équivalente du facteur motivation l'augmente de 12%. Ni le score au test EIACA, ni les capacités en lecture ne jouent quelque rôle que ce soit, puisque l'effet mesuré du test de numératie EIACA est inférieur à 0,01 mais demeure très imprécis tandis que les capacités en lecture ont un impact encore plus petit (0,002).

Cependant, l'analyse en forme réduite du salaire mesuré vers la trentaine (2018) révèle une hiérarchie inversée. En effet, l'impact d'un écart-type du score obtenu au test EIACA sur le salaire à 30 ans est de

l'ordre de 9% et se compare à celui obtenu pour le facteur motivation (10%). Inversement, l'impact des capacités académiques en mathématiques se réduit presque de moitié pour atteindre entre 4% et 5% et devient relativement non-significatif. Cependant, l'effet de la capacité en lecture demeure infime et non-significatif.

Ces résultats sont difficiles à comparer parce que l'impact du score EIACA sur des variables économiques n'est que très rarement évalué, en particulier au Canada. Cependant, Fonseca, Fontaine et Haeck (2021) utilisent les micro-données confidentielles du Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes (PEICA) et rapportent des effets d'un écart-type du score de numératie sur les salaires de l'ordre de 15% à 20%, selon le groupe d'âge. Ces valeurs sont difficilement comparables aux nôtres puisque ces données ne leur permettent pas d'accéder à autant de variables que notre base de données. De plus, leur score de compétence en numératie étant standardisé sur la population québécoise totale qui est fort probablement plus dispersée que la nôtre, il est naturel que leurs effets marginaux soient plus élevés que les nôtres.

Un deuxième résultat intéressant nous informe sur l'incidence de l'amplification des inégalités de salaires dues aux niveaux d'éducation et aux choix de filières en avançant dans la phase initiale du cycle de vie. La prime de salaire pour ceux ayant fait des études courtes (par rapport aux travailleurs ayant au plus un niveau secondaire) passe de 29% à l'entrée (colonne 2) jusqu'à une prime de 58% (colonne 5) vers 30 ans. Pour les diplômés universitaires, la prime de 45% à l'entrée du marché du travail atteint un niveau égal à 75% vers 30 ans. Évidemment, le fait que les inégalités de salaires tendent à croître avec l'expérience est un résultat assez connu. Il peut être expliqué par un éventail assez large de comportements qui incluent des investissements formels en formation, de l'apprentissage plus passif et moins formel. Ces derniers peuvent être stimulés aussi par des différences individuelles au niveau de l'offre de travail qui génèrent elles-mêmes plus d'opportunités d'investissement en capital humain. Bien que ces mécanismes ne soient pas observés dans nos données, nos résultats indiquent que ces opportunités sont fort probablement dépendantes de la filière d'étude.

Troisièmement, et tel qu'attendu, la prime moyenne de salaire conférée aux universitaires à l'entrée ainsi que celle mesurée vers l'âge de 30 ans cache un niveau d'hétérogénéité important. À l'entrée, le plus haut rendement mesuré est pour ceux de la filière santé (prime de 71%), tandis que les rendements des filières économie-commerce et STIM suivent avec de primes de 47% et de 42% (colonne 3). Les étudiants des filières sciences sociales-humanités-éducation sont ceux qui ont la prime la plus basse (30%) à l'entrée sur le marché du travail. D'ailleurs, la prime des étudiants de la filière sciences sociales et autres n'est supérieure que de 10% par rapport à celle des étudiants ayant fait des études courtes.

Tout comme le rendement moyen mesuré pour le niveau universitaire, les primes associées à chaque filière et mesurées vers 30 ans sont considérablement plus élevées qu'en début de carrière. Par exemple, le rendement mesuré pour la filière commerce-économie double presque puisqu'elle passe de 47% à 82% tandis que celle associée aux sciences passe de 42% à 72%. La filière santé demeure la filière la plus primée (avec 80%) tandis que la filière sciences-sociales reste la plus faible mais passe quand même à 68%.

Finalement, un quatrième résultat intéressant est obtenu dans un contexte où nous avons modélisé les rendements de l'expérience (mesurant la croissance moyenne des salaires par année d'expérience) en interaction avec les indicateurs de filières. Ces résultats, présentés dans le Tableau 13, nous

montrent une spécificité de la filière STIM. Les résultats montrent que l'augmentation de salaire de l'ordre de 11% par année d'expérience s'applique à toutes les filières autres que STIM, puisqu'aucun de ces paramètres d'interaction n'excède 3% ni n'est significativement différent de 0. Celui mesuré pour STIM, égal à 17%, indique donc une croissance moyenne de l'ordre de 28% (11+17) par année entre l'entrée sur le marché du travail et la trentaine. Évidemment, cela implique aussi que le différentiel STIM-niveau secondaire (le groupe de référence) est aussi plus bas que les différentiels obtenus pour les autres filières.

Cet ensemble de résultats, et en particulier celui sur le changement hiérarchique dans l'importance des facteurs, suscite un commentaire.

Certains types de modèles économiques peuvent expliquer pourquoi différentes mesures de compétences individuelles peuvent jouer différemment selon le stade du cycle de vie considéré. Pour bien comprendre ces différences, il faut se rappeler que l'explication classique de la coexistence des inégalités de salaires et des différences de niveaux d'éducation par le phénomène d'investissement en capital humain générant des augmentations de productivité n'est pas la seule retenue par les économistes.

En effet, depuis Spence (1973), beaucoup d'économistes ont formulé l'idée que pour beaucoup d'employeurs, les différences de niveau d'éducation (ou de filière) sont particulièrement informatives du niveau d'habileté cognitive (et non-cognitive) des individus et leur permettent donc de baser leur politique d'embauche sur des critères observables. Cela implique donc que les individus voulant signifier leur niveau d'habileté élevé n'ont d'autre choix que d'investir dans des études supérieures qui leur conféreront éventuellement l'accès à de plus hauts salaires.

Bien évidemment, le contenu et la pertinence empirique de cette théorie du « Signal » ne peuvent s'appliquer à l'ensemble du marché du travail, mais peuvent sans doute aider à comprendre le fonctionnement de certains segments du marché du travail où les tâches accomplies par les travailleurs potentiels sont éloignées du contenu académique suivi pendant leurs études supérieures.

Par exemple, les modèles du type *Employer Learning* postulent que l'effet de signal induit par le niveau d'éducation tend à s'estomper en faveur des habiletés cognitives qui tendent à être mesurées de façon bruitée ou simplement à être non-observables en début de carrière (Altonji et Pierret, 2001 et Arcidiacono et al., 2010). Cependant, les analyses empiriques de ces modèles sont généralement confinées à des cas où l'économètre n'a accès qu'à une seule mesure d'habileté, comme par exemple le score AFQT dans les données du NLSY aux États-Unis.

Dans notre cas, on observe à la fois un renversement hiérarchique entre les deux mesures d'habiletés cognitives quantitatives et une augmentation des primes associées à chaque filière. Cette dernière indique donc une croissance de l'importance de l'éducation parallèlement à la décroissance de l'habileté académique en mathématiques. Ces résultats indiquent possiblement que le concept d'*employer learning* est pertinent empiriquement mais que l'importance des investissements en capital humain demeure significative dans la phase initiale du cycle de vie.

### 3. Incidence du Chômage

Les résultats sont présentés dans les 3 premières colonnes du Tableau 14. Nos estimés indiquent que la compétence en mathématiques constitue le facteur le plus susceptible de réduire la probabilité d'avoir été au chômage. Un écart-type de compétence académique en mathématiques réduit la probabilité de chômage de 0,05. Les autres facteurs, incluant le niveau de motivation à l'école ainsi que le score EIACA, n'ont aucun effet significatif.

En revanche, l'examen des résultats obtenus en conditionnant sur le niveau d'études ou la filière d'études nous indique que l'effet obtenu pour les mathématiques est principalement explicable par le fait que la compétence académique en mathématiques explique en partie l'obtention d'un diplôme universitaire.

Lorsque la distinction se fait par l'indication d'avoir obtenu un diplôme universitaire, et celui indiquant un diplôme postsecondaire d'étude courte, on note une réduction significative de 23 points de pourcentage dans la probabilité d'avoir été au chômage pour les universitaires et de 13 points pour les diplômés d'études courtes, par rapport au groupe de référence (les études secondaires).

Lorsque l'analyse est faite en termes de filières (colonne 3), on note que ces effets sont largement expliqués par les diplômés du secteur de la santé et des sciences puisqu'ils ont des probabilités de chômage inférieures de l'ordre de 0,41 pour la santé et 0,26 pour les STIM.

#### 4. Satisfaction dans l'Emploi

À partir des réponses des individus aux questions leur demandant de donner leur niveau de satisfaction en emploi selon des critères tels que le plaisir au travail, l'épanouissement, la rétribution, ou encore le prestige de l'emploi, il est possible de bâtir un indicateur de satisfaction et d'en analyser les déterminants. Ce score prend des valeurs entre 0 et 1 (comme une probabilité). Les résultats sont présentés dans les trois dernières colonnes du Tableau 14.

L'analyse en forme réduite montre que deux facteurs semblent significativement affecter la propension à se déclarer satisfait en emploi. En effet, les individus avec un plus haut niveau en mathématiques et aussi ceux avec une plus grande motivation sont ceux qui sont les plus susceptibles de se déclarer satisfaits, mais l'augmentation n'est que de 0,02, ce qui est assez faible. On note cependant que les femmes tendent à déclarer un plus haut niveau de satisfaction que les hommes avec un différentiel de 0,03.

Lorsque les choix de filières sont introduits dans l'analyse, on note une tendance générale chez ceux du postsecondaire à se révéler plus satisfaits. Cependant, cette tendance est particulièrement marquée chez les individus des filières santé et STIM avec des effets de l'ordre de 0,12 et 0,11, respectivement.

## 5. Sous-Investissement et Surinvestissement

Une des spécificités de nos données est la disponibilité d'évaluation ex-post de l'optimalité des choix exercés par l'individu. En particulier, il nous est possible de déterminer les attributs cognitifs et non-cognitifs de ceux déclarant avoir sous-investi en éducation. Notre objectif est donc d'estimer l'importance des facteurs contribuant à expliquer l'incidence des regrets. Les résultats sont présentés dans le Tableau 15.

Pour ce qui a trait au surinvestissement, nous estimons les déterminants à partir d'un échantillon excluant les étudiants avec au plus un niveau secondaire, puisque ces derniers ne peuvent logiquement avoir surinvesti. Nous utilisons le groupe des études courtes comme groupe de référence.

Il est intéressant de noter que le facteur motivation est le seul facteur ayant un impact important sur la propension à déclarer un surinvestissement (1<sup>ère</sup> colonne). En effet celui-ci réduit la probabilité de surinvestissement de 0,08. Le score de numératie EIACA est le seul autre facteur à avoir un effet négatif puisqu'il est égal à -0,04. Cependant ce dernier est estimé très imprécisément.

En termes de filières, les universitaires ont une tendance plus faible à déclarer un sous-investissement que ceux ayant fait des études courtes (2<sup>ième</sup> colonne). Cela est particulièrement vrai pour les filières santé (-0,39), économie et commerce (-0,33), et STIM (-0,28). Les étudiants en sciences sociales et humanités sont ceux qui sont relativement plus susceptibles que les autres universitaires de déclarer un surinvestissement mais le font quand même moins que ceux ayant fait des études courtes puisque le paramètre estimé est de l'ordre de -0,20.

Pour le sous-investissement (3<sup>ième</sup> colonne), nous nous intéressons particulièrement à ceux qui ont au plus un diplôme secondaire. Il est intéressant de noter que les deux seuls facteurs expliquant la propension à déclarer un sous-investissement sont les deux facteurs quantitatifs. Comme cela est souvent le cas, ces deux facteurs ont des effets antagonistes. En effet, un écart-type de compétence pratique (le score EIACA) réduit la probabilité de sous-investissement de 0,24 tandis qu'une différence équivalente de compétence académique en mathématiques l'augmente de 0,27.

## 6. Surqualification et Surévaluation des Rendements Financiers de l'Éducation Supérieure

Nos données nous permettent aussi de déterminer l'incidence de la surqualification et son lien avec les facteurs cognitifs et non-cognitifs ainsi que les choix de filières. Les résultats sont présentés dans le Tableau 15. Notre analyse en forme réduite montre que les compétences académiques en mathématiques constituent le seul facteur réduisant la probabilité de surqualification puisqu'une différence d'un écart-type réduit la probabilité de 0,06 (colonne 4). Encore une fois, le score de numératie EIACA joue un rôle antagoniste en augmentant le niveau perçu de surqualification, mais le coefficient estimé, égal à 0,04, est peu significatif.

L'effet négatif de la compétence en mathématiques se retrouve directement dans les différences mesurées entre différentes filières (colonne 5). Les diplômés des sciences sociales et humanités sont ceux qui sont le plus susceptibles de se déclarer surqualifiés. La valeur du paramètre estimé, 0,08, indique qu'ils le sont plus que le groupe de référence (études courtes) tandis que les individus des filières santé et STIM (avec des paramètres de -0,15 et -0,11) sont les moins susceptibles de se considérer surqualifiés. Cependant, ces effets sont quand même assez imprécis vu leurs écart-types.

Afin de prendre des décisions éclairées et rationnelles, il est important que les individus soient bien informés au sujet de la valeur économique de l'éducation. Puisque les participants ont répondu à une question permettant d'évaluer à quel point ils ont surestimé les rendements financiers de l'éducation supérieure, nous pouvons relier l'incidence de la surestimation aux facteurs et aux filières. Nos résultats (dans la colonne 6) indiquent que la surestimation de la valeur de l'éducation est positivement liée aux capacités littéraires et verbales puisque l'effet du facteur mesurant l'habileté en lecture est de l'ordre de 0,05 et très significatif. Les capacités en numératie ont un effet similaire, de l'ordre de 0,06. À l'inverse, le niveau de motivation est un fort déterminant négatif de cette même surévaluation.

Ce résultat se transpose de façon assez logique lorsqu'on introduit les choix de filières (colonne 7). La propension à surestimer les rendements financiers des individus ayant fait des études courtes ainsi que celle des diplômés en sciences sociales sont indiscernables des individus ayant au plus un niveau secondaire. Les diplômés en économie et commerce et les diplômés en santé sont à l'inverse ceux qui ont le moins tendance à surestimer ces rendements. Les diplômés STIM sont aussi moins susceptibles d'avoir surestimé ces mêmes rendements, mais le différentiel de -0,12 est très imprécisément mesuré.

## 7. Sommaire du Volet 2

Premièrement, nos données semblent montrer que la hiérarchie entre compétences académiques en mathématiques et habileté à résoudre des problèmes pratiques (telle que mesurée par le test de numératie EIACA) change entre le début de carrière (l'entrée sur le marché du travail) et l'âge de 30 ans alors que l'effet du niveau de motivation semble très stable.

En effet, alors que l'habileté académique en mathématiques semble avoir un effet dominant sur les salaires observés en début de carrière, et que le score de numératie ne joue aucun rôle, on note que la capacité à résoudre des problèmes concrets est celle qui domine vers l'âge de 30 ans. Cependant, il faut aussi noter que le facteur non-cognitif motivation demeure un élément important à la fois à l'entrée et vers 30 ans. Comme nous l'avons expliqué précédemment, ce résultat est fort



probablement explicable par l'effet « signal » que constituent les capacités en mathématiques. Au fur et à mesure que les individus progressent dans le cycle de vie professionnel, leurs capacités cognitives pratiques se révèlent plus précisément et permettent fort probablement un accès plus facile aux promotions surtout dans la mesure où les tâches accomplies requièrent des compétences autres qu'académiques.

Deuxièmement, les primes associées à chaque filière et mesurées vers 30 ans sont considérablement plus élevées qu'en début de carrière. Par exemple, le rendement mesuré pour la filière commerce-économie double puisqu'il passe de 45% à 82% tandis que celui associé aux sciences passe de 42% à 72%. Cela semble être le cas que l'on conditionne ou non sur les facteurs cognitifs et non-cognitifs.

Troisièmement, il semble que les capacités cognitives et non-cognitives ne soient pas neutres dans le jugement rétrospectif de l'optimalité des choix individuels. On note que les capacités académiques en mathématiques réduisent la propension à se déclarer surqualifié alors que le score de numératie et les capacités en lecture ont l'effet contraire.

Lorsque ces mêmes jugements sont modélisés en fonction des filières choisies, la propension à surestimer les rendements financiers des études supérieures révélée par les individus ayant complété des études courtes ainsi que par les diplômés en sciences sociales-humanités-éducation sont indiscernables des individus ayant au plus un niveau secondaire. Les diplômés en économie et commerce et ceux de la santé sont à l'inverse ceux qui sont le moins susceptibles de surestimer ces rendements. Les diplômés STIM sont aussi moins susceptibles d'avoir surestimé ces mêmes rendements.

## Conclusion Générale et Éléments de Politique publique

Dans un premier temps, nous avons étudié le profil psychométrique des étudiants choisissant différentes filières universitaires, avec une emphase sur la filière scientifique (STIM). Dans un deuxième temps, nos données nous ont permis de déterminer l'impact du profil psychométrique individuel sur les performances observées sur le marché du travail ainsi que l'impact des choix de filières sur ces mêmes performances.

À ce stade, il convient de retenir au moins deux éléments de notre recherche qui pourraient guider des politiques publiques. Premièrement, le faible niveau prédictif du test de numératie EIACA suggère qu'il ne faut pas surestimer l'importance des performances obtenues aux tests internationaux standardisés tels que le test PISA, par exemple, ce dernier mesurant à peu près les mêmes compétences. En particulier, il semble que de bons résultats à ce genre de test n'indiquent en rien une propension à choisir les sciences comme domaine d'étude. De fait, comme nous l'avons montré, la propension à choisir les sciences est plus faible au Québec qu'en Ontario malgré les performances obtenues par les étudiants québécois qui sont souvent relayées dans les médias. Ce déficit nous semble donc demander une attention particulière de la part des décideurs et milite en faveur de l'instauration de mesures incitatives. Autrement dit, il faut être prudent quant à l'interprétation que l'on fait des bons résultats des élèves québécois aux tests standardisés tels que PISA.

Un deuxième élément à prendre en compte nous semble être celui de la propension à regretter rétrospectivement ses choix éducatifs ou la reconnaissance explicite d'avoir surévalué les rendements éducatifs. À plusieurs reprises, nous avons noté que ce genre d'erreur rétrospective est plus fréquente chez les étudiants des domaines sciences sociales-humanités et éducation que les autres. Pour prendre des décisions éclairées, il est nécessaire d'avoir accès à de bonnes informations sur le fonctionnement du marché du travail et en particulier de bien connaître le spectre entier des possibilités s'ouvrant aux étudiants. Nos résultats nous portent à croire qu'investir dans des programmes d'information, à l'attention des étudiants du secondaire et collégial, et visant à les informer sur les salaires et conditions de travail des diplômés du collégial (en particulier ceux des filières techniques et professionnels) et du niveau universitaire pourrait être bénéfique.

De façon générale, et en sus de tous les résultats mentionnés dans notre rapport, nos analyses soulèvent à la fois l'importance de collecter un maximum d'informations sur le profil psychométrique des individus, et obtenues avec différents niveaux d'incitatifs, et d'adjoindre ces mêmes mesures à des données sur les choix et performances des individus au cours du cycle de vie. Cela permet non seulement d'ancrer les mesures standardisées dans des variables représentant des choix économiques à enjeux importants, mais aussi d'évaluer leur pertinence empirique. Cela est particulièrement important puisqu'un grand nombre d'études en économie de l'éducation analysent l'impact de différentes facettes du système éducatif (taille des classes, qualité des écoles, etc.) en fonction des effets mesurés sur des tests standardisés.

Finalement, comme nous l'avons mentionné plus tôt, l'addition de l'enquête de suivi à l'expérience initiale ouvre la possibilité d'estimer l'effet causal d'une baisse générale du coût des études supérieures sur les choix de filières. En particulier, il nous serait possible de déterminer si une baisse de coût tend à affecter la distribution des filières choisies. Cette question est pertinente au vu du différentiel Québec-Ontario dans la probabilité de diplomation STIM que nous avons estimé. Elle l'est aussi à la lumière de la coexistence de deux objectifs caractérisant les politiques éducatives de

nombreux pays : le maintien des coûts de l'éducation supérieure à un niveau le plus faible possible et l'augmentation de la fréquentation des programmes universitaires scientifiques.

## Bibliographie

Akyol, P., Krishna K., and J. Wang (2019). Taking PISA Seriously: How Accurate are Low-Stakes Exams?

Altonji, J., Arcidiacono, P., and A. Maurel (2016). The Analysis of Field Choice in College and Graduate School: Determinants and Wage Effects, NBER Working Paper 21655 and Handbook of the Economics of Education 5, 305-396.

Altonji, J. G., Blom, E., and C. Meghir (2012). Heterogeneity in Human Capital Investments: High School Curriculum, College Major, and Careers. *Annual Review of Economics*, 4(1), 185-223.

Altonji, J.G., and C. R. Pierret (2001). Employer Learning and Statistical Discrimination. *Quarterly Journal of Economics*, 116(1), 313–50.

Angrist, J., Autor, D., and A. Pallais (2022). Marginal Effects of Merit Aid for Low-Income Students. *Quarterly Journal of Economics*, 137(2), pp.1039-1090.

Arcidiacono, P., Hotz, V. and S. Kang (2012). Affirmative Action and Sorting across Colleges: The Effects of Prop 209 on Graduation Rates among University of California Campuses. Unpublished manuscript, Duke University.

Arcidiacono, P., Bayer, P., and A. Hizmo (2010). Beyond Signaling and Human Capital: Education and the Revelation of Ability. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2(4), 76–104.

Aucejo, E., and J. James (2021). The Path to College Education: The Role of Math and Verbal Skills. *Journal of Political Economy*, 129 (10), 2905-2946.

Becker, G. S. (1964). Human Capital. New York: Columbia University Press (for NBER)

Belzil, C., and J. Hansen (2020). The Evolution of the U.S. Family Income-Schooling Relationship and Educational Selectivity. *Journal of Applied Econometrics*, 35(7), 841-859.

Belzil, C., Hansen, J., and X. Liu (2022). The Evolution of Inequality in Education Trajectories and Graduation Outcomes in the US. IZA Discussion Paper N°15338.

Belzil, C., and T. Jagelka (2023). Separating Preferences, Skills, and other Latent Personal Attributes from Endogenous Effort and Cognitive Noise. Working paper.

Belzil, C., Maurel, A., and M. Sidibé (2021). Estimating the Value of Higher Education Financial Aid: Evidence from a Field Experiment. NBER Working Paper 23641, *Journal of Labor Economics*, 39(2), 361-395.

Belzil, C., Pernaudet, J., and F. Poinas (2021). Estimating Coherency between Survey Data and Incentivized Experimental Data. IZA Discussion Paper N°14594.

Black, S. E., Denning, J. T., Dettling, L. J., Goodman, S., and L. J. Turner (2023). Taking it to the limit: Effects of Increased Student Loan Availability on Attainment, Earnings, and Financial Well-Being. *American Economic Review*, 113(12), 3357-3400.

Bowles, S., Gintis, H., and M. Osborne (2001). Incentive Enhancing Preferences: Personality, Behavior, and Earnings. *American Economic Review*, 91, no. 2:155–58.

Cameron, S. V., and J. J. Heckman (1998). Life Cycle Schooling and Dynamic Selection Bias: Models and Evidence for Five Cohorts of American Males. *Journal of Political Economy*, 106, no. 2:262–333.

Carneiro, P., Hansen, K., and J. J. Heckman (2003). Estimating Distributions of Treatment Effects with an Application to the Returns to Schooling and Measurement of the Effects of Uncertainty on College Choice. *International Economic Review*, 44, no. 2:361–422.

Cunha, F., Heckman, J. J., and S. M. Schennach (2010). Estimating the technology of cognitive and noncognitive skill formation. *Econometrica*, 78(3), 883-931.

Dynarski, S. M., and J. Scott-Clayton (2013). Financial Aid Policy: Lessons from Research, *Future of Children*, 23 (1), 67-91.

Fonseca, R., Fontaine, M. M., and C. Haeck (2021). Le lien entre les compétences en numératie et les rendements sur le marché du travail au Québec (2021RP-11, Rapports de projets, CIRANO.)

Gneezy, U., List, J. A., Livingston, J. A., Qin, X., Sadoff, S., and Y. Xu (2019). Measuring Success in Education: The Role of Effort on the Test Itself. *American Economic Review: Insights*, 1, no. 3: 291-308.

Heckman, J., and R. Landersø, (2022). Lessons for Americans from Denmark about inequality and social mobility. *Labour Economics*, 77, 101999.

Heckman, J. J., Stixrud, J., and S. Urzúa (2006). The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior. *Journal of Labor Economics*, 24, no. 3:411–82.

Johnson, C., and C. Montmarquette (2015). The Lack of Loan Aversion among Canadian High-School Students. *Canadian Journal of Economics* 48, no. 2:585–611.

Montmarquette, C. (2020). Les déterminants du choix du domaine d'études universitaires. Une revue de la littérature et identification de pistes d'interventions (2020RP-11, Rapports de projets, CIRANO.)

Neal, D. A., and W. R. Johnson (1996). The Role of Premarket Factors in Black-White Wage Differences. *Journal of Political Economy*, 104, no. 5:869–95.

Prada, M. F., and S. Urzúa (2017). One size does not fit all: Multiple Dimensions of Ability, College Attendance, and Earnings. *Journal of Labor Economics*, 35(4), 953-991.

Pokropek, A., Marks, G. N., and F. Borgonovi (2022). How Much do Students' Scores in PISA Reflect General Intelligence and How Much do They Reflect Specific Abilities ? *Journal of Educational Psychology*, 114(5), 1121–1135.

Spence, M. (1973). Job Market Signaling, *Quarterly Journal of Economics*, Vol (87), (3), 355-374.

Wiswall, M., and B. Zafar (2015). Determinants of College Major Choice: Identification using an Information Experiment. *The Review of Economic Studies*, 82(2), 791-824.

## TABLEAUX

## 1 Volet 1

Tableau 1: Statistiques descriptives échantillon initial et de suivi

Variable	Échantillon initial		Échantillon suivi		Diff.
	Moy.	Sd	Moy.	Sd	
Femme (%)	53.766	49.878	58.984	49.234	0.002
Âge en 2008-2009 (années)	17.191	0.900	17.096	0.787	0.002
Rural (%)	19.551	39.675	16.797	37.420	0.041
Au moins un parent univ. (%)	36.218	48.082	43.945	49.681	0.000
Revenus/an parents (milliers)	71.573	29.107	74.277	28.740	0.006
Score contrainte fin. (0-7)	1.833	1.572	1.781	1.600	0.337
Manitoba (%)	27.564	44.702	28.906	45.377	0.377
Ontario (%)	29.087	45.434	25.000	43.344	0.008
Québec (%)	30.369	46.003	34.375	47.542	0.010
Saskatchewan (%)	12.981	33.623	11.719	32.196	0.269

Note: Les deux premières colonnes indiquent la moyenne et l'écart type de chaque variable pour les étudiants présents dans l'échantillon initial (N=1248). Les deux suivantes présentent les mêmes statistiques pour les étudiants présents dans l'échantillon de suivi (N=512). La dernière colonne indique la significativité statistique de la différence de moyennes entre l'échantillon de suivi et l'échantillon sans suivi (p-value).

Tableau 2: Distribution score EIACA échantillon initial et de suivi

	Échantillon initial	Échantillon suivi
Moyenne	289.020	300.843
Écart type	56.617	52.808
1er quartile	254.889	266.078
Médiane	292.197	302.940
3ème quartile	325.866	332.971

Note: Échantillon initial: N=1248. Échantillon de suivi: N=512.

Figure 1: Distribution des scores EIACA (échantillon initial)

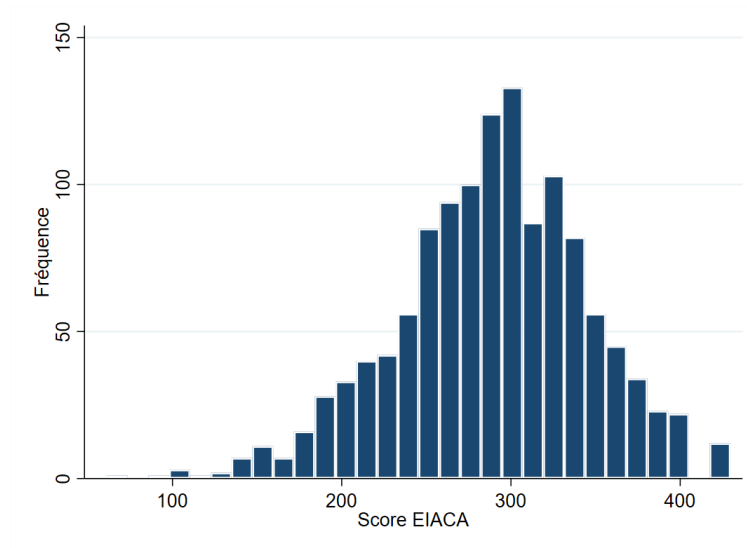


Figure 2: Distribution des scores EIACA (échantillon de suivi)

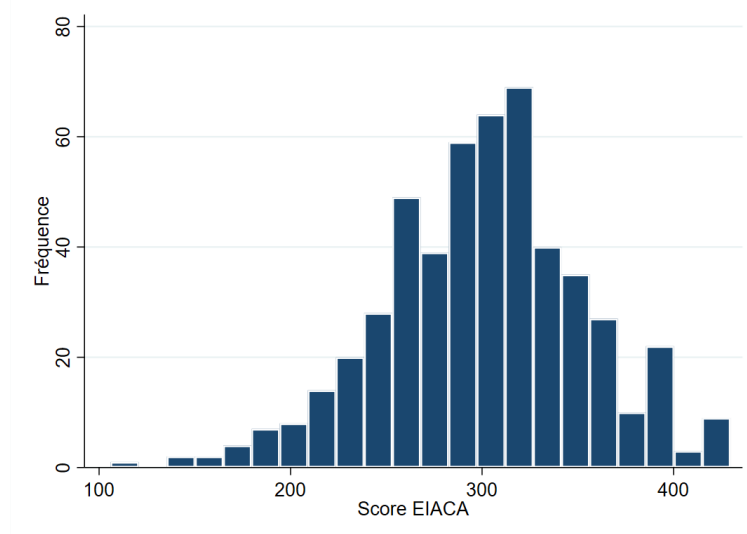


Tableau 3: Corrélations entre compétences (échantillon initial)

	Score EIACA (sd)	Score Maths (sd)	Score Lecture (sd)	Score Pearlin (sd)	Score Motiv. (sd)
Score EIACA (sd)	1.000				
Score Maths (sd)	0.396	1.000			
Score Lecture (sd)	0.193	0.159	1.000		
Score Pearlin (sd)	0.097	0.158	0.187	1.000	
Score Motiv. (sd)	0.139	0.242	0.213	0.278	1.000

Note: Corrélations de Pearson entre scores standardisés (sd). N= 1248 pour chacune des corrélations.

Tableau 4: Compétences moyennes échantillon de suivi par filière du plus haut diplôme

	Moy.	Sd
<b>Pas de postsecondaire (N= 70)</b>		
Score EIACA (0-500)	297.948	57.808
Score Maths (1-4)	2.286	0.887
Score Lecture (1-4)	2.871	0.916
Score Pearlin (7-28)	20.743	3.937
Score Motivation (0-27)	15.314	4.692
<b>Postsecondaire court (N= 196)</b>		
Score EIACA (0-500)	291.707	54.273
Score Maths (1-4)	2.403	0.880
Score Lecture (1-4)	2.679	0.914
Score Pearlin (7-28)	21.689	3.382
Score Motivation (0-27)	17.173	3.707
<b>Commerce, Admin., Droit (N= 61)</b>		
Score EIACA (0-500)	313.352	51.552
Score Maths (1-4)	2.885	0.877
Score Lecture (1-4)	3.000	0.856
Score Pearlin (7-28)	22.262	3.420
Score Motivation (0-27)	19.115	3.104
<b>Sciences soc. et Educ. (N= 84)</b>		
Score EIACA (0-500)	305.037	50.159
Score Maths (1-4)	2.571	0.935
Score Lecture (1-4)	3.107	0.792
Score Pearlin (7-28)	21.810	3.137
Score Motivation (0-27)	18.667	3.612
<b>Santé (N= 37)</b>		
Score EIACA (0-500)	301.465	49.488
Score Maths (1-4)	2.622	0.758
Score Lecture (1-4)	3.000	0.882
Score Pearlin (7-28)	22.351	2.974
Score Motivation (0-27)	18.811	3.534
<b>STIM (N= 33)</b>		
Score EIACA (0-500)	324.812	43.484
Score Maths (1-4)	3.333	0.777
Score Lecture (1-4)	3.212	0.781
Score Pearlin (7-28)	21.788	3.170
Score Motivation (0-27)	19.727	4.155

Note: Les deux colonnes indiquent la moyenne et l'écart type de chaque variable indiquée en lignes pour les étudiants présents dans les différentes filières.



Tableau 5: Caractéristiques moyennes échantillon de suivi par filière du plus haut diplôme

	Moy.	Sd
<b>Pas de postsecondaire (N= 70)</b>		
Femme (%)	47.143	50.279
Âge en 2008-2009 (années)	17.300	1.026
Rural (%)	21.429	41.329
Au moins un parent univ. (%)	40.000	49.344
Revenus/an parents (milliers)	70.149	27.749
<b>Postsecondaire court (N= 196)</b>		
Femme (%)	56.633	49.685
Âge en 2008-2009 (années)	17.112	0.876
Rural (%)	20.918	40.777
Au moins un parent univ. (%)	28.061	45.045
Revenus/an parents (milliers)	69.392	26.534
<b>Commerce, Admin., Droit (N= 61)</b>		
Femme (%)	45.902	50.245
Âge en 2008-2009 (années)	17.033	0.682
Rural (%)	9.836	30.027
Au moins un parent univ. (%)	65.574	47.907
Revenus/an parents (milliers)	80.378	30.244
<b>Sciences soc. et Educ. (N= 84)</b>		
Femme (%)	75.000	43.561
Âge en 2008-2009 (années)	17.012	0.549
Rural (%)	15.476	36.385
Au moins un parent univ. (%)	50.000	50.300
Revenus/an parents (milliers)	77.881	30.303
<b>Santé (N= 37)</b>		
Femme (%)	81.081	39.706
Âge en 2008-2009 (années)	17.162	0.688
Rural (%)	18.919	39.706
Au moins un parent univ. (%)	56.757	50.225
Revenus/an parents (milliers)	84.359	29.276
<b>STIM (N= 33)</b>		
Femme (%)	45.455	50.565
Âge en 2008-2009 (années)	16.818	0.465
Rural (%)	3.030	17.408
Au moins un parent univ. (%)	75.758	43.519
Revenus/an parents (milliers)	80.494	34.630

Note: Les deux colonnes indiquent la moyenne et l'écart type de chaque variable indiquée en lignes pour les étudiants présents dans les différentes filières.

Tableau 6: Déterminants sociodémographiques des compétences (échantillon initial)

	Score EIACA (sd)	Score Maths (sd)	Score Lecture (sd)	Score Pearlin (sd)	Score Motiv. (sd)
Femme (%)	-0.179 (0.056)	-0.294 (0.056)	0.213 (0.056)	-0.048 (0.056)	0.448 (0.055)
Rural (%)	-0.092 (0.079)	-0.166 (0.079)	-0.310 (0.079)	-0.165 (0.079)	-0.097 (0.078)
Revenus/an parents (milliers)	0.003 (0.001)	0.002 (0.001)	0.004 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
Score contrainte fin. (sd)	-0.072 (0.029)	-0.011 (0.029)	0.042 (0.029)	-0.147 (0.029)	-0.011 (0.029)
Manitoba (%)	0.005 (0.075)	-0.147 (0.075)	0.038 (0.075)	0.036 (0.076)	-0.109 (0.075)
Ontario (%)	0.040 (0.074)	-0.219 (0.073)	0.243 (0.073)	0.090 (0.074)	-0.011 (0.073)
Saskatchewan (%)	-0.355 (0.095)	-0.462 (0.095)	-0.088 (0.095)	0.048 (0.096)	-0.428 (0.094)

Note: Chaque variable dépendante (en colonnes) est régressée sur l'ensemble des variables indépendantes (en lignes). Le Québec est la catégorie de référence pour les provinces. Pour chaque variable indépendante, la première ligne donne le coefficient et la deuxième son erreur type, entre parenthèses. N=1248.

Tableau 7: Déterminants du niveau d'étude

	Inscription		Diplomation	
	Postsec.	Univ.	Postsec.	Univ.
Score EIACA (sd)	0.011 (0.012)	0.054 (0.021)	-0.015 (0.017)	0.037 (0.024)
Score Maths (sd)	0.012 (0.013)	0.039 (0.020)	0.037 (0.018)	0.063 (0.023)
Score Lecture (sd)	0.006 (0.011)	0.046 (0.017)	-0.015 (0.015)	0.054 (0.020)
Score Motiv. (sd)	0.029 (0.011)	0.063 (0.019)	0.063 (0.015)	0.091 (0.022)
Femme (%)	0.034 (0.023)	0.020 (0.037)	0.052 (0.030)	0.109 (0.042)
Rural (%)	-0.036 (0.033)	-0.024 (0.056)	-0.102 (0.042)	-0.198 (0.055)
Revenus/an parents (milliers)	0.001 (0.000)	0.003 (0.001)	0.000 (0.001)	0.002 (0.001)
Score contrainte fin. (sd)	0.001 (0.010)	0.017 (0.018)	-0.010 (0.014)	-0.024 (0.021)
Manitoba (%)	-0.010 (0.031)	0.462 (0.043)	-0.052 (0.040)	-0.073 (0.051)
Ontario (%)	0.035 (0.036)	0.451 (0.047)	0.049 (0.044)	0.002 (0.053)
Saskatchewan (%)	-0.064 (0.032)	0.324 (0.066)	-0.097 (0.046)	-0.257 (0.073)

Continue sur la page suivante...

... tableau 7 (suite)

	Inscription		Diplomation	
	Postsec.	Univ.	Postsec.	Univ.
Nb observations	506	506	509	509

Note: Chaque variable dépendante (en colonnes) est régressée sur l'ensemble des variables indépendantes (en lignes). Le Québec est la catégorie de référence pour les provinces. Pour chaque variable indépendante, la première ligne donne l'effet marginal et la deuxième son erreur type, entre parenthèses. La dernière ligne du tableau indique le nombre d'observations utilisées dans chaque régression.

Tableau 8: Déterminants du choix de filière (inscription 1er prog.)

	Postsecondaire		Filières universitaires			
	Aucun	Court	Comm.	Sc. soc.	Santé	STIM
Score EIACA (sd)	-0.012 (0.012)	-0.032 (0.023)	0.011 (0.012)	0.004 (0.017)	0.009 (0.010)	0.021 (0.015)
Score Maths (sd)	-0.011 (0.014)	-0.035 (0.022)	0.019 (0.011)	-0.015 (0.016)	-0.005 (0.009)	0.046 (0.013)
Score Lecture (sd)	-0.006 (0.011)	-0.034 (0.020)	-0.005 (0.010)	0.033 (0.015)	0.001 (0.009)	0.010 (0.013)
Score Motivation (sd)	-0.028 (0.011)	-0.032 (0.022)	0.001 (0.011)	0.027 (0.017)	0.003 (0.010)	0.029 (0.015)
Femme (%)	-0.034 (0.023)	0.007 (0.041)	-0.003 (0.019)	0.001 (0.030)	0.036 (0.022)	-0.006 (0.024)
Rural (%)	0.039 (0.034)	0.008 (0.061)	-0.005 (0.030)	-0.012 (0.046)	-0.010 (0.031)	-0.020 (0.041)
Revenus/an parents (milliers)	-0.001 (0.000)	-0.002 (0.001)	-0.000 (0.000)	0.001 (0.001)	0.001 (0.000)	0.000 (0.000)
Score contrainte fin. (sd)	-0.001 (0.010)	-0.013 (0.020)	-0.002 (0.010)	0.031 (0.014)	-0.003 (0.010)	-0.012 (0.013)
Manitoba (%)	0.005 (0.029)	-0.430 (0.052)	0.030 (0.028)	0.150 (0.051)	0.042 (0.027)	0.203 (0.068)
Ontario (%)	-0.045 (0.035)	-0.391 (0.057)	0.049 (0.029)	0.146 (0.052)	0.029 (0.028)	0.213 (0.069)
Saskatchewan (%)	0.055 (0.031)	-0.380 (0.071)	0.037 (0.037)	0.093 (0.066)	0.004 (0.044)	0.190 (0.077)

Note: Logit multinomial du choix de filière (catégorie de référence: aucun diplôme postsecondaire). Pour chaque variable indépendante, la première ligne donne l'effet marginal sur le choix indiqué en colonne et la deuxième ligne donne son erreur type, entre parenthèses. Comm. pour Commerce, Administration, Droit; Sc. soc. pour Sciences sociales et Éducation. Le Québec est la catégorie de référence pour les provinces. Nombre d'observations utilisées dans l'estimation: 495.

Tableau 9: Déterminants du choix de filière (plus haut diplôme)

	Postsecondaire		Filières universitaires			
	Aucun	Court	Comm.	Sc. soc.	Santé	STIM
Score EIACA (sd)	0.016 (0.018)	-0.043 (0.025)	0.012 (0.017)	0.015 (0.020)	-0.002 (0.014)	0.002 (0.014)
Score Maths (sd)	-0.039 (0.019)	-0.028 (0.025)	0.016 (0.017)	-0.004 (0.019)	0.008 (0.013)	0.048 (0.013)
Score Lecture (sd)	0.018 (0.015)	-0.063 (0.021)	0.002 (0.015)	0.034 (0.018)	-0.001 (0.012)	0.010 (0.012)
Score Motivation (sd)	-0.065 (0.016)	-0.029 (0.024)	0.039 (0.017)	0.019 (0.020)	0.014 (0.014)	0.022 (0.014)
Femme (%)	-0.053 (0.031)	-0.051 (0.045)	-0.058 (0.029)	0.114 (0.038)	0.075 (0.030)	-0.027 (0.021)
Rural (%)	0.101 (0.044)	0.112 (0.062)	-0.083 (0.047)	-0.018 (0.049)	0.011 (0.033)	-0.123 (0.060)
Revenus/an parents (milliers)	-0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.000)	-0.000 (0.000)
Score contrainte fin. (sd)	0.010 (0.015)	0.009 (0.022)	-0.021 (0.017)	0.026 (0.017)	-0.014 (0.014)	-0.008 (0.012)
Manitoba (%)	0.044 (0.042)	0.027 (0.057)	-0.134 (0.036)	-0.053 (0.042)	0.057 (0.033)	0.060 (0.029)
Ontario (%)	-0.061 (0.046)	0.039 (0.058)	-0.093 (0.037)	-0.048 (0.043)	0.067 (0.033)	0.096 (0.032)
Saskatchewan (%)	0.103 (0.047)	0.151 (0.079)	-0.184 (0.075)	-0.085 (0.069)	0.024 (0.056)	-0.009 (0.062)

Note: Logit multinomial du choix de filière (catégorie de référence: aucun diplôme postsecondaire). Pour chaque variable indépendante, la première ligne donne l'effet marginal sur le choix indiqué en colonne et la deuxième ligne donne son erreur type, entre parenthèses. Comm. pour Commerce, Administration, Droit; Sc. soc. pour Sciences sociales et Éducation. Le Québec est la catégorie de référence pour les provinces. Nombre d'observations utilisées dans l'estimation: 481.

Tableau 10: Déterminants du choix de filière - EIACA seulement (inscription 1er prog.)

	Postsecondaire		Filières universitaires			
	Aucun	Court	Comm.	Sc. soc.	Santé	STIM
Score EIACA (sd)	-0.016 (0.012)	-0.046 (0.022)	0.019 (0.011)	-0.002 (0.016)	0.007 (0.010)	0.039 (0.014)
Score Lecture (sd)	-0.006 (0.011)	-0.036 (0.020)	-0.004 (0.009)	0.032 (0.015)	0.001 (0.009)	0.013 (0.013)
Score Motivation (sd)	-0.030 (0.011)	-0.041 (0.021)	0.005 (0.011)	0.022 (0.016)	0.001 (0.009)	0.043 (0.015)
Femme (%)	-0.031 (0.023)	0.016 (0.041)	-0.008 (0.019)	0.006 (0.030)	0.037 (0.022)	-0.019 (0.024)
Rural (%)	0.039 (0.034)	0.009 (0.061)	-0.006 (0.030)	-0.010 (0.046)	-0.009 (0.030)	-0.022 (0.042)
Revenus/an parents (milliers)	-0.001 (0.000)	-0.002 (0.001)	-0.000 (0.000)	0.001 (0.000)	0.001 (0.000)	0.001 (0.000)
Score contrainte fin. (sd)	-0.001 (0.010)	-0.014 (0.020)	-0.002 (0.010)	0.032 (0.015)	-0.002 (0.010)	-0.014 (0.013)
Manitoba (%)	0.007 (0.029)	-0.436 (0.053)	0.029 (0.028)	0.146 (0.052)	0.041 (0.027)	0.213 (0.073)
Ontario (%)	-0.040 (0.034)	-0.384 (0.058)	0.042 (0.029)	0.145 (0.053)	0.029 (0.029)	0.207 (0.073)
Saskatchewan (%)	0.058 (0.031)	-0.370 (0.073)	0.031 (0.037)	0.095 (0.067)	0.006 (0.044)	0.180 (0.081)

Note: Logit multinomial du choix de filière (catégorie de référence: aucun diplôme postsecondaire). Pour chaque variable indépendante, la première ligne donne l'effet marginal sur le choix indiqué en colonne et la deuxième ligne donne son erreur type, entre parenthèses. Comm. pour Commerce, Administration, Droit; Sc. soc. pour Sciences sociales et Éducation. Le Québec est la catégorie de référence pour les provinces. Nombre d'observations utilisées dans l'estimation: 495.

Tableau 11: Déterminants du choix de filière - EIACA seulement (plus haut diplôme)

	Postsecondaire		Filières universitaires			
	Aucun	Court	Comm.	Sc. soc.	Santé	STIM
Score EIACA (sd)	0.001 (0.017)	-0.054 (0.023)	0.019 (0.016)	0.013 (0.019)	0.001 (0.013)	0.020 (0.013)
Score Lecture (sd)	0.016 (0.015)	-0.065 (0.021)	0.003 (0.015)	0.034 (0.018)	-0.001 (0.012)	0.014 (0.012)
Score Motivation (sd)	-0.073 (0.016)	-0.036 (0.023)	0.042 (0.017)	0.017 (0.019)	0.016 (0.014)	0.034 (0.014)
Femme (%)	-0.039 (0.030)	-0.045 (0.044)	-0.064 (0.028)	0.114 (0.037)	0.073 (0.030)	-0.039 (0.022)
Rural (%)	0.101 (0.044)	0.114 (0.062)	-0.084 (0.047)	-0.017 (0.049)	0.010 (0.033)	-0.123 (0.062)
Revenus/an parents (milliers)	-0.000 (0.001)	-0.002 (0.001)	0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.000)	0.000 (0.000)
Score contrainte fin. (sd)	0.011 (0.015)	0.008 (0.022)	-0.022 (0.017)	0.027 (0.017)	-0.015 (0.014)	-0.009 (0.012)
Manitoba (%)	0.047 (0.042)	0.024 (0.058)	-0.135 (0.036)	-0.055 (0.042)	0.057 (0.033)	0.063 (0.031)
Ontario (%)	-0.043 (0.045)	0.047 (0.057)	-0.100 (0.036)	-0.049 (0.042)	0.064 (0.033)	0.081 (0.032)
Saskatchewan (%)	0.115 (0.048)	0.164 (0.079)	-0.189 (0.075)	-0.083 (0.069)	0.020 (0.056)	-0.027 (0.064)

Note: Logit multinomial du choix de filière (catégorie de référence: aucun diplôme postsecondaire). Pour chaque variable indépendante, la première ligne donne l'effet marginal sur le choix indiqué en colonne et la deuxième ligne donne son erreur type, entre parenthèses. Comm. pour Commerce, Administration, Droit; Sc. soc. pour Sciences sociales et Éducation. Le Québec est la catégorie de référence pour les provinces. Nombre d'observations utilisées dans l'estimation: 481.

## 2 Volet 2

Tableau 12: Déterminants du salaire d'entrée et à 30 ans

	Salaire d'entrée			Salaire à 30 ans		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Score EIACA (sd)	0.007 (0.034)	0.013 (0.035)	0.013 (0.035)	0.090 (0.042)	0.103 (0.040)	0.102 (0.040)
Score Maths (sd)	0.097 (0.032)	0.081 (0.033)	0.077 (0.033)	0.047 (0.040)	0.043 (0.038)	0.043 (0.038)
Score Lecture (sd)	0.002 (0.028)	-0.004 (0.029)	-0.005 (0.029)	0.011 (0.034)	-0.007 (0.033)	-0.007 (0.033)
Score Motiv. (sd)	0.124 (0.032)	0.099 (0.034)	0.099 (0.033)	0.100 (0.038)	0.021 (0.039)	0.022 (0.039)
Femme (%)	0.015 (0.060)	-0.014 (0.063)	-0.024 (0.063)	-0.104 (0.074)	-0.123 (0.071)	-0.112 (0.073)
Âge en 2008-2009 (années)	0.078 (0.038)	0.079 (0.039)	0.071 (0.038)	0.098 (0.047)	0.110 (0.044)	0.107 (0.044)
Rural (%)	-0.121 (0.079)	-0.057 (0.083)	-0.072 (0.082)	-0.071 (0.097)	-0.136 (0.094)	-0.138 (0.094)
Manitoba (%)	0.017 (0.072)	0.071 (0.076)	0.048 (0.076)	-0.023 (0.089)	0.061 (0.086)	0.065 (0.088)
Ontario (%)	0.099 (0.075)	0.089 (0.076)	0.071 (0.077)	0.053 (0.093)	0.110 (0.086)	0.119 (0.088)
Saskatchewan (%)	0.005 (0.104)	0.044 (0.108)	0.043 (0.107)	-0.071 (0.124)	0.019 (0.124)	0.030 (0.125)
Diplômé postsec. court	-	0.289 (0.113)	-	-	0.578 (0.129)	-
Diplômé université	-	0.450 (0.116)	-	-	0.752 (0.135)	-
Postsecondaire court	-	-	0.285 (0.112)	-	-	0.577 (0.129)
Commerce, Admin., Droit	-	-	0.467 (0.132)	-	-	0.820 (0.153)
Sciences soc. et Éduc.	-	-	0.303 (0.125)	-	-	0.675 (0.149)
Santé	-	-	0.711 (0.140)	-	-	0.800 (0.164)
STIM	-	-	0.420 (0.157)	-	-	0.720 (0.187)
A travaillé pdt études	-	0.039 (0.076)	0.070 (0.075)	-	0.009 (0.086)	0.016 (0.087)
Années exp. temps plein	-	-	-	-	0.101 (0.012)	0.100 (0.012)
Années exp. temps partiel	-	-	-	-	0.002 (0.013)	0.001 (0.013)
Nb observations	410	382	382	430	375	375

Note: Chaque variable de salaire est régressée sur les variables indépendantes en lignes. Province de référence: Québec. Niveau d'études de référence spécifications (2), (3), (5) et (6): aucun diplôme post-secondaire. Les spécifications (1) et (4) n'ont d'indicateurs ni de niveau ni de filière. Les spécifications (2) et (5) ont des indicateurs de niveaux. Les spécifications (3) et (6) ont des indicateurs de filières. Pour chaque variable indépendante, on présente l'effet marginal et son erreur type entre parenthèses.

Tableau 13: Rendements de l'expérience sur le salaire à 30 ans par filière

	Coeff.	(err. type)
Postsecondaire court x Exp. temps plein	-0.027	(0.036)
Commerce, Admin., Droit x Exp. temps plein	-0.022	(0.054)
Sciences soc. et Éduc. x Exp. temps plein	-0.009	(0.045)
Santé x Exp. temps plein	0.027	(0.057)
STIM x Exp. temps plein	0.174	(0.083)
Postsecondaire court	0.724	(0.243)
Commerce, Admin., Droit	0.939	(0.310)
Sciences soc. et Éduc.	0.736	(0.272)
Santé	0.734	(0.300)
STIM	0.163	(0.368)
Score EIACA (sd)	0.094	(0.040)
Score Maths (sd)	0.039	(0.038)
Score Lecture (sd)	-0.010	(0.033)
Score Motiv. (sd)	0.022	(0.039)
Femme (%)	-0.119	(0.073)
Âge en 2008-2009 (années)	0.107	(0.044)
Rural (%)	-0.130	(0.094)
Manitoba (%)	0.082	(0.089)
Ontario (%)	0.129	(0.088)
Saskatchewan (%)	0.048	(0.126)
Années exp. temps plein	0.111	(0.032)
Années exp. temps partiel	0.001	(0.013)
A travaillé pdt études	0.022	(0.087)

Note: La variable de salaire à 30 ans est régressée sur l'ensemble des variables indépendantes (en lignes). Province de référence: Québec. Catégorie de référence pour les filières: aucun diplôme postsecondaire. Pour chaque variable indépendante, la première colonne donne l'effet marginal et la deuxième son erreur type, entre parenthèses. Nombre d'observations utilisées dans la régression: 375.



Tableau 14: Déterminants du chômage et de la satisfaction dans l'emploi

	A connu chômage			Satisfaction dans l'emploi		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Score EIACA (sd)	-0.006 (0.026)	0.014 (0.028)	0.012 (0.028)	-0.006 (0.009)	-0.012 (0.010)	-0.012 (0.010)
Score Maths (sd)	-0.045 (0.025)	-0.037 (0.026)	-0.034 (0.027)	0.017 (0.009)	0.016 (0.010)	0.014 (0.010)
Score Lecture (sd)	0.016 (0.022)	0.019 (0.023)	0.020 (0.023)	-0.006 (0.008)	-0.006 (0.008)	-0.006 (0.008)
Score Motiv. (sd)	-0.030 (0.024)	0.014 (0.027)	0.014 (0.027)	0.019 (0.009)	0.015 (0.010)	0.015 (0.010)
Femme (%)	-0.113 (0.046)	-0.113 (0.050)	-0.101 (0.051)	0.031 (0.017)	0.027 (0.018)	0.027 (0.018)
Âge en 2008-2009 (années)	-0.003 (0.030)	-0.005 (0.031)	0.000 (0.031)	0.015 (0.011)	0.017 (0.011)	0.017 (0.011)
Rural (%)	0.080 (0.062)	0.065 (0.067)	0.077 (0.067)	-0.009 (0.022)	-0.014 (0.024)	-0.015 (0.024)
Manitoba (%)	0.008 (0.056)	0.007 (0.060)	0.035 (0.061)	0.006 (0.020)	0.005 (0.021)	0.001 (0.022)
Ontario (%)	0.155 (0.058)	0.175 (0.060)	0.200 (0.061)	-0.028 (0.021)	-0.024 (0.022)	-0.028 (0.022)
Saskatchewan (%)	0.054 (0.078)	-0.006 (0.087)	0.006 (0.087)	-0.028 (0.028)	-0.013 (0.031)	-0.015 (0.031)
Diplômé postsec. court	-	-0.133 (0.087)	-	-	0.081 (0.031)	-
Diplômé université	-	-0.231 (0.091)	-	-	0.093 (0.032)	-
Postsecondaire court	-	-	-0.131 (0.087)	-	-	0.080 (0.031)
Commerce, Admin., Droit	-	-	-0.177 (0.104)	-	-	0.092 (0.037)
Sciences soc. et Éduc.	-	-	-0.167 (0.099)	-	-	0.077 (0.036)
Santé	-	-	-0.408 (0.112)	-	-	0.117 (0.040)
STIM	-	-	-0.262 (0.126)	-	-	0.109 (0.045)
A travaillé pdt études	-	-0.062 (0.060)	-0.082 (0.060)	-	-0.019 (0.022)	-0.015 (0.022)
Années exp. temps plein	-	-0.010 (0.009)	-0.011 (0.009)	-	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)
Années exp. temps partiel	-	0.004 (0.009)	0.004 (0.009)	-	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)
Nb observations	-	-	-	-	-	-
	461	401	401	460	400	400

Note: Chaque variable de salaire est régressée sur les variables indépendantes en lignes. Province de référence: Québec. Niveau d'études de référence spécifications (2), (3), (5) et (6): aucun diplôme post-secondaire. Les spécifications (1) et (4) n'ont d'indicateurs ni de niveau ni de filière. Les spécifications

(2) et (5) ont des indicateurs de niveaux. Les spécifications (3) et (6) ont des indicateurs de filières. Pour chaque variable indépendante, on présente l'effet marginal et son erreur type entre parenthèses.

Tableau 15: Déterminants de différentes variables de regrets

	Surviv.		Sous-inv.	Surqt alif.		Suréval. fin.	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Score EIACA (sd)	-0.037 (0.032)	-0.038 (0.030)	-0.242 (0.074)	0.042 (0.034)	0.040 (0.034)	0.057 (0.028)	0.067 (0.028)
Score Maths (sd)	0.013 (0.030)	0.024 (0.029)	0.271 (0.096)	-0.058 (0.031)	-0.049 (0.032)	-0.015 (0.026)	-0.009 (0.027)
Score Lecture (sd)	-0.000 (0.026)	0.006 (0.025)	0.067 (0.072)	0.002 (0.028)	0.001 (0.028)	0.055 (0.023)	0.062 (0.023)
Score Motiv. (sd)	-0.082 (0.030)	-0.067 (0.028)	0.055 (0.096)	0.013 (0.032)	0.016 (0.032)	-0.077 (0.026)	-0.071 (0.027)
Femme (%)	-0.009 (0.055)	0.019 (0.054)	0.223 (0.163)	-0.103 (0.058)	-0.098 (0.060)	-0.006 (0.050)	0.002 (0.051)
Âge en 2008-2009 (années)	0.011 (0.036)	0.014 (0.035)	-0.004 (0.103)	-0.007 (0.042)	-0.006 (0.043)	0.031 (0.031)	0.055 (0.031)
Rural (%)	0.022 (0.079)	0.004 (0.075)	0.455 (0.344)	-0.029 (0.079)	-0.025 (0.080)	-0.100 (0.066)	-0.100 (0.067)
Manitoba (%)	0.038 (0.060)	0.006 (0.059)	-0.155 (0.307)	-0.030 (0.069)	-0.009 (0.070)	0.060 (0.058)	0.066 (0.062)
Ontario (%)	0.056 (0.065)	0.062 (0.064)	-0.004 (0.427)	0.013 (0.071)	0.042 (0.073)	0.123 (0.061)	0.105 (0.062)
Saskatchewan (%)	-0.027 (0.116)	-0.071 (0.111)	0.534 (0.285)	-0.000 (0.109)	0.012 (0.111)	0.018 (0.085)	-0.034 (0.088)
Postsecondaire court	-	-	-	-	-	-	-0.026
Commerce, Admin., Droit	-	-0.326 (0.071)	-	-	0.000 (0.082)	-	-0.215 (0.105)
Sciences soc. et Éduc.	-	-0.209 (0.066)	-	-	0.076 (0.075)	-	-0.040 (0.100)
Santé	-	-0.388 (0.080)	-	-	-0.150 (0.093)	-	-0.273 (0.112)
STIM	-	-0.282 (0.094)	-	-	-0.111 (0.116)	-	-0.124 (0.127)
A travaillé pdt études	0.068 (0.076)	0.002 (0.073)	-	-0.009 (0.073)	-0.035 (0.074)	0.038 (0.061)	0.041 (0.061)
Années exp. temps plein	-0.011 (0.011)	-0.016 (0.010)	-0.036 (0.035)	0.015 (0.011)	0.013 (0.011)	0.008 (0.008)	0.006 (0.009)
Années exp. temps partiel	-0.019 (0.010)	-0.022 (0.010)	0.002 (0.062)	0.007 (0.010)	0.007 (0.011)	0.002 (0.009)	-0.006 (0.009)
Nb observations	250	250	31	330	330	428	399

Note: Chaque variable de salaire est régressée sur les variables indépendantes en lignes. Province de référence: Québec. Niveau d'études de référence spécifications (2), (3), (5) et (6): aucun diplôme postsecondaire. Les spécifications (1) et (4) n'ont d'indicateurs ni de niveau ni de filière. Les spécifications (2) et (5) ont des indicateurs de niveaux. Les spécifications (3) et (6) ont des indicateurs de filières. Pour chaque variable indépendante, on présente l'effet marginal et son erreur type entre parenthèses.