

HEC MONTRÉAL

**Rôles des compétences cognitives et non-cognitives dans la
détermination de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs au
Canada
par
Simon Savard**

**Sciences de la gestion
(Option Économie appliquée)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

Août 2016
© Simon Savard, 2016

HEC MONTRÉAL

Comité d'éthique de la recherche

CERTIFICAT D'APPROBATION ÉTHIQUE

La présente atteste que le projet de recherche décrit ci-dessous a fait l'objet d'une évaluation en matière d'éthique de la recherche avec des êtres humains et qu'il satisfait aux exigences de notre politique en cette matière.

Projet # : 2016-2237

Titre du projet de recherche : Liens entre les caractéristiques des employés et l'attachement au marché du travail.

Chercheur principal :
Simon Savard, étudiant M. Sc.
HEC Montréal

Directeur/codirecteurs :
Benoit Dostie
Professeur - HEC Montréal

Date d'approbation du projet : 11 mai 2016

Date d'entrée en vigueur du certificat : 11 mai 2016

Date d'échéance du certificat : 01 mai 2017



Maurice Lemelin
Président du CER de HEC Montréal

RÉSUMÉ

Nous étudions les effets des compétences cognitives et non-cognitives observées sur le rendement du capital humain. Nous nous intéressons aux rôles qu'exercent ces compétences dans la détermination de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs au Canada. Nous utilisons des microdonnées de Statistique Canada qui mesurent les résultats à des tests cognitifs, l'intensité de l'utilisation des compétences cognitives et non-cognitives en milieu de travail et les traits de personnalité des individus. À l'aide d'une approche régression, nous calculons l'effet des compétences sur le salaire horaire conditionnellement au statut d'immigrant. Nous trouvons que l'écart salarial entre les deux groupes n'est que très faiblement expliqué par les différences de compétences. Notre décomposition des moyennes salariales nous montre qu'une grande partie de l'écart salarial est associé à un effet de structure ou non-expliqué. En outre, bien que les immigrants soient dotés de meilleures caractéristiques que les natifs si l'on ne tient pas compte de la langue maternelle, les premiers n'en bénéficient pas sur le marché du travail.

Mots clés : différentiel salarial immigrant-natif; économie du travail; économétrie appliquée; rendement des compétences.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	iv
TABLE DES MATIÈRES.....	v
LISTE DES TABLEAUX.....	vii
LISTE DES FIGURES.....	viii
LISTE DES ANNEXES	ix
REMERCIEMENTS	x
AVANT-PROPOS.....	xi
CHAPITRE 1 : INTRODUCTION.....	12
CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTÉRATURE	17
2.1 Impact des compétences cognitives et non-cognitives.....	17
2.1.1 Liens entre le succès d'un individu sur le marché du travail et les compétences cognitives.....	19
2.1.2 Liens entre les compétences non-cognitives et le succès d'un individu sur le marché du travail.....	21
2.2 Différentiation sur le marché du travail entre les immigrants et les natifs	22
2.2.1 Déterminants des écarts salariaux entre les immigrants et les natifs.....	23
2.2.2 Décomposition de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs.....	24
CHAPITRE 3 : DONNÉES.....	27
3.1 L'Étude longitudinale et internationale des adultes (ÉLIA).....	27
3.2 Définition de la variable d'intérêt et des variables explicatives.....	29
CHAPITRE 4 : STATISTIQUES DESCRIPTIVES	32
4.1 Description du choix de l'échantillon	32
4.2 Analyse des variables sociodémographiques.....	33
4.3 Analyse des variables de compétences cognitives et non-cognitives	40
4.3.1 ÉLIA 2012.....	40
4.3.2 ÉLIA 2014.....	43

CHAPITRE 5 : MODÉLISATION ET MÉTHODOLOGIE	45
5.1 Modèle de régression log-linéaire	45
5.2 Méthodologie.....	46
5.2.1 Décomposition de Blinder-Oaxaca : différence moyenne des salaires.....	46
5.2.2 Décomposition semi-paramétrique de la distribution des salaires	48
CHAPITRE 6 : ANALYSE DES RÉSULTATS	52
6.1 Analyse régression pour l'ensemble des vagues de l'ÉLIA.....	52
6.1.1 Spécification de base	52
6.1.1.1 ÉLIA 2012.....	53
6.1.1.2 ÉLIA 2014.....	54
6.1.2 Spécification de base et vecteurs de compétences.....	54
6.1.2.1 ÉLIA 2012.....	55
6.1.2.2 ÉLIA 2014.....	60
6.2 Analyse de décomposition des moyennes pour l'ensemble des vagues de l'ÉLIA	63
6.2.1 Spécification de base	63
6.2.1.1 ÉLIA 2012.....	64
6.2.1.2 ÉLIA 2014.....	65
6.2.2 Spécification de base et vecteurs de compétences.....	65
6.2.2.1 ÉLIA 2012.....	66
6.2.2.2 ÉLIA 2014.....	67
6.3 Analyse des distributions contrefactuelles	67
6.3.1 Spécification de base	67
6.3.2 Spécification de base et vecteurs de compétences.....	70
6.4 Limites de l'Étude.....	73
CHAPITRE 7 : CONCLUSION	75
BIBLIOGRAPHIE.....	102

LISTE DES TABLEAUX

4.1	Statistiques descriptives - ÉLIA 2012.....	35
4.2	Statistiques descriptives - ÉLIA 2014.....	37
4.3	Corrélations des compétences cognitives et non-cognitives - ÉLIA 2012....	41
4.4	Corrélations des compétences cognitives et non-cognitives - ÉLIA 2014....	44
6.1	Régressions par MCO - Coefficients de la var. imm. - ÉLIA 2012	53
6.2	Régressions par MCO - Coefficients de la var. imm. - ÉLIA 2014.....	54
6.3	Régressions par MCO - Interactions avec la var. imm. - ÉLIA 2012.....	56
6.4	Régressions par MCO - Interactions avec la var. imm. - ÉLIA 2014.....	61
6.5	Sommaire des décompositions - ÉLIA 2012	64
6.6	Sommaire des décompositions - ÉLIA 2014	65

LISTE DES FIGURES

3.1	Description sommaire des compétences de l'ÉLIA.....	31
4.5	Distributions non paramétriques de l'âge	37
4.6	Distributions non paramétriques du nombre d'années de scolarité.....	38
4.7	Distributions non paramétriques du salaire horaire	39
4.8	Distributions non paramétriques des résultats aux tests en littératie.....	42
4.9	Distributions non paramétriques des résultats aux tests en numératie	43
6.1	Effets marginaux de l'interaction entre le statut d'immigrant et les résultats aux tests cognitifs en littératie et numératie	58
6.2	Effets marginaux de l'interaction entre le statut d'immigrant et l'autoévaluation de l'utilisation des compétences cognitives et non-cognitives en milieu de travail	59
6.3	Effets marginaux de l'interaction entre le statut d'immigrant et le « Big Five »	62
6.4	Densités factuelles et contrefactuelle du salaire horaire - ÉLIA 2012	68
6.5	Écart par centile du salaire horaire - ÉLIA 2012	69
6.6	Densités factuelles et contrefactuelle du salaire horaire - ÉLIA 2012	70
6.7	Écart par centile du salaire horaire - ÉLIA 2012	71
6.8	Densités factuelles et contrefactuelle du salaire horaire - ÉLIA 2012	72
6.9	Écart par centile du salaire horaire - ÉLIA 2012	72

LISTE DES ANNEXES

A	Ratio du revenu des immigrants récents sur le revenu des natifs	77
B	Pays d'origine des immigrants établis au Canada.....	78
C	Contenu de l'ÉLIA	79
D	Distributions non paramétriques des variables du « Big Five ».....	80
E	Tableaux des régressions	83
F	Tableaux des décompositions des moyennes.....	95

REMERCIEMENTS

De près ou de loin, plusieurs personnes m'ont permis d'atteindre mes objectifs académiques et personnels par l'accomplissement de ce travail qui me semblait insurmontable au départ.

Tout d'abord, le mémoire ne serait pas ce qu'il est aujourd'hui sans le soutien indéfectible de mon directeur, le professeur Benoit Dostie. De la proposition de sujets et de bases de données jusqu'à la rétroaction toujours rapide par courriel, il a fait la différence dans la concrétisation de ce mémoire. En plus du soutien financier et de sa grande disponibilité, je le remercie plus généralement pour la confiance qu'il a toujours témoignée à mon égard. Je resterai longtemps reconnaissant des connaissances acquises sous sa direction.

Je veux spécialement remercier Émilie Tremblay, celle qui m'a appuyé depuis les tout débuts et qui m'a permis d'atteindre mon plein potentiel. Au jour le jour, son support inimaginable m'a aidé à me dédier entièrement à ce travail et garder la motivation durant tout le processus.

Ma famille a aussi joué un rôle de premier plan dans la réalisation de ce projet. De par leur valorisation de l'éducation, elle m'a donné la liberté de choisir ce que je voulais faire dans la vie ainsi que les clés pour réaliser mes ambitions les plus grandes.

Il y a aussi tous mes amis, de près ou de loin, qui ont contribué à rendre ce mémoire agréable et à relever son niveau intellectuel. Je pense notamment à Alex Arsenault Morin pour ses conseils pertinents et son écoute, Philippe Goulet Coulombe pour toutes nos discussions à saveur économique et pour m'avoir transmis la passion pour l'économétrie, ainsi que tous les collègues de HEC et de l'UL qui m'ont aidé indirectement au fil de mon parcours universitaire. Je souhaite également remercier Sonny Scarfone pour ses commentaires qui ont haussé considérablement la qualité de mon mémoire.

Finalement, je n'aurais pas pu me consacrer à temps plein à la recherche si ce n'aurait été de l'apport financier que m'a accordé le Centre sur la productivité et la prospérité (CPP). Un merci particulier à Jonathan Deslauriers qui m'a octroyé sa confiance dès le départ.

AVANT-PROPOS

« La présente recherche a été menée grâce à un soutien financier accordé au Réseau canadien des centres de données de recherche (RCCDR) par le Conseil de recherches en sciences humaines (CRSH), les Instituts de recherche en santé du Canada (IRSC), la Fondation canadienne pour l'innovation (FCI) et Statistique Canada. Bien que les recherches et les analyses aient été faites à partir des données de Statistique Canada, les opinions exprimées ne représentent pas celles de Statistique Canada. »

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

Le contexte démographique canadien de croissance importante de la population de 65 ans et plus dans les quarante dernières années¹, jumelé à un faible taux de fécondité, a changé du tout au tout le visage démographique canadien. Depuis 1999, les rôles se sont inversés alors que le taux de croissance naturel de la population a été surpassé par celui de l'immigration, une première depuis la Seconde Guerre mondiale. Petite économie ouverte sur le monde, le Canada comptait en 2011 la plus forte proportion de sa population née à l'étranger parmi les pays du G8². Que ce soit pour des raisons culturelles, économiques ou politiques, le pays a aussi recours à l'immigration dans le but de créer de la richesse en stimulant la croissance économique et augmenter significativement la population en âge de travailler.

Cependant, l'immigration n'est probablement pas une solution unique pour contrer le vieillissement de la population et la baisse de la population active. En effet, des simulations sur le nombre d'immigrants entrant sur le territoire canadien par Banerjee et Robson (2009) montrent qu'il faudrait cinq fois plus d'immigrants afin de garder le ratio de dépendance âgés/jeunes³ inchangé. Cette cible est impensable compte tenu qu'au Québec par exemple, il faudrait faire passer le nombre de nouveaux immigrants accueillis annuellement de 45 000 à 245 000. L'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE, 2015) dévoile que les immigrants sont davantage exposés aux risques de pauvreté, de chômage de longue durée ainsi qu'à un taux d'emploi plus faible que les natifs : des problèmes possibles au Canada si le pays accepte un nombre d'immigrants surpassant ses capacités d'accueil et d'intégration.

De plus, l'OCDE observe, qu'au sein d'un même pays, ce ne sont pas nécessairement les immigrants ayant reçu le plus haut niveau d'éducation dans leur pays d'origine qui s'en sortent le mieux. Notamment, les jeunes immigrants peu qualifiés ont

¹ <http://mieux-etre.edsc.gc.ca/misme-iowb/.3nd.3c.1t.4r@-fra.jsp?iid=33>

² <http://www.statcan.gc.ca/daily-quotidien/130508/dq130508b-fra.htm?HPA>

³ Formule :
$$\frac{\text{Population de 0 à 19 ans} + \text{population de 65 ans et plus}}{\text{Population de 20 à 64 ans}}$$

affiché de meilleurs taux d'emploi que les jeunes immigrants très qualifiés au Canada et aux États-Unis au cours des années qui ont suivi la crise financière de 2008.

En outre, bien que le capital humain soit de plus en plus mobile à travers le monde, les conditions salariales des immigrants canadiens sont actuellement en dessous de ce qu'elles devraient être en vertu de leur niveau d'éducation. L'OCDE (2016) note que des rigidités présentes sur le marché du travail empêchent la reconnaissance des qualifications des immigrants, ce qui entraîne des complications qui allongent les délais d'obtention d'un emploi. Les processus de reconnaissance des acquis, longs et impliquant souvent plusieurs acteurs au sein d'un même pays, désavantagent systématiquement les immigrants et les pousse souvent à accepter un emploi qui les surqualifie. Bien que nous ne puissions en tenir compte dans ce mémoire, il est important de noter que l'OCDE observe des améliorations dans les années récentes pour intégrer le marché de l'emploi, et il s'agit cette portion observable que nous souhaitons mesurer dans ce mémoire.

Morissette et Sultan (2013) vont contextuellement plus loin avec des données canadiennes de 1980 à 2005 en montrant que les immigrants récents⁴ détenant un diplôme universitaire ont un écart salarial grandissant par rapport à celui des natifs ayant atteint le même niveau d'éducation⁵. Plus encore, et là réside une des raisons de réaliser ce mémoire, cette différence tend à s'agrandir par rapport à l'écart salarial (plus faible a priori) entre les natifs et immigrants ne possédant pas de diplôme universitaire. En ce sens, il faut explorer du côté des compétences non observées, tant cognitives que non-cognitives⁶, pour apporter des éléments d'explication à l'écart salarial persistant entre les immigrants et les natifs canadiens.

Ce projet de recherche a comme objectif général d'évaluer l'incidence des compétences sur la performance économique des individus canadiens faisant partie de la population active, et ce, tout en portant une attention marquée sur les différences estimées entre les individus natifs et immigrants. Dans un premier temps, l'analyse porte sur l'impact des compétences cognitives et non-cognitives sur les salaires. Le deuxième

⁴ Immigrants arrivés au Canada depuis 5 ans et moins.

⁵ Voir l'annexe A.

⁶ Étant donné que ce sont des éléments centraux du mémoire, les compétences cognitives et non-cognitives sont définies au *Chapitre 2 : Revue de littérature*.

objectif du travail est d'analyser l'écart, entre les citoyens nés au Canada et les immigrants, de la distribution des salaires.

Pour ce faire, nous utilisons les nouvelles données de l'Étude longitudinale et internationale des adultes (ÉLIA) de Statistique Canada, une enquête représentative de la population adulte canadienne. La base de données de l'ÉLIA est idéale pour étudier cette question car elle contient de l'information détaillée tirée du Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes (PEICA). Le PEICA est une enquête initiée par l'OCDE, qui porte sur les compétences en littératie, en numératie et en résolution de problèmes dans des environnements technologiques.

La principale contribution de cette enquête est qu'elle contient un module sur l'utilisation des compétences. En effet, celui-ci recueille des renseignements autodéclarés sur la manière dont un éventail de compétences cognitives et non-cognitives est utilisé au travail et dans la vie quotidienne, y compris sur l'intensité et la fréquence avec lesquelles ces compétences sont utilisées. Bien que le rôle des compétences cognitives sur le marché du travail soit un élément déjà largement documenté, contrairement à celui des habiletés non-cognitives, nos données sur les capacités cognitives nous donnent l'occasion de comparer les résultats avec ceux trouvés dans la littérature existante. Nous pouvons ainsi distinguer l'apport de chaque type de compétence sur la variable dépendante. En somme, l'utilisation des données de l'ÉLIA permet d'illustrer les liens entre ces compétences et l'attachement au marché du travail.

Un autre apport du mémoire est d'éclaircir la faible performance des nouveaux immigrants canadiens sur le marché de l'emploi relativement aux natifs⁷, sur la base des compétences cognitives et non-cognitives observées. À cet effet, Beach et al. (2011) affirment que la situation relative des immigrants par rapport aux natifs sur le marché de l'emploi s'est détériorée au cours des trente dernières années. Ils attribuent cette plus faible performance au nombre grandissant d'immigrants accepté par le Canada : plus le pays accepte d'immigrants, plus ces derniers sont susceptibles d'avoir une formation scolaire et professionnelle inadéquate pour les besoins du marché du travail canadien. C'est donc dire que l'augmentation du nombre d'immigrants n'aide pas leur cause.

⁷ Voir Warman et Worswick (2015).

D'autres chercheurs, tels que Fortin et al. (2016), suggèrent que les immigrants ayant reçu leur plus haut niveau d'éducation au Canada, aux États-Unis ou dans l'Europe occidentale s'en tirent beaucoup mieux sur le marché du travail que les immigrants de l'Afrique, de l'Asie ou du reste du monde⁸. Ainsi, la localisation des études jouerait pour 30 % à 80 % de l'écart salarial entre les natifs et les immigrants. Dans ce mémoire, nous allons au-delà de variables telles le plus haut niveau d'éducation atteint ou l'âge, par l'identification des compétences statistiquement susceptibles d'améliorer la situation économique des immigrants comparativement aux citoyens de souche. On souhaite notamment identifier la portion non attribuable à de la discrimination négative envers les immigrants, ce qui n'est pas accompli par Fortin et al. (2016).

Dans la littérature, la faible disponibilité des données fait en sorte que les compétences non-cognitives ont été peu traitées par les économètres. En portant une attention plus importante sur l'effet des résultats cognitifs en lecture, en mathématiques et en science, les chercheurs ont sous-estimé dans quelle mesure les habiletés non observées peuvent potentiellement affecter la réussite économique d'un individu à travers son cycle de vie. De plus, puisque la diversité des traits de personnalité utilisés est grande, la comparabilité des études microéconométriques sur ce sujet est limitée. C'est en soi une contribution considérant que l'ÉLIA nous dévoile de l'information sur plusieurs pans de la nature économique d'un individu.

En outre, l'ÉLIA comporte d'autres avantages comparativement aux autres études traitant de sujets semblables. Il s'agit d'une enquête récente, ayant un échantillon représentatif de la population canadienne et renfermant beaucoup d'informations sur les compétences pouvant être interprétées d'un point de vue microéconomique. L'ÉLIA permet de mettre en lien un grand nombre de variables dites d'intérêt puisque l'Étude comporte une quantité importante d'informations socioéconomiques de qualité.

Les analyses menées dans ce mémoire nous suggèrent que le différentiel salarial n'est que très faiblement expliqué par les différences de compétences observables entre les deux groupes. L'écart salarial prédit espéré, conditionné sur la multitude de variables explicatives dont le vecteur de compétences cognitives et non-cognitives, n'est que

⁸ À cet effet, la figure de l'annexe B dévoile le changement démographique qui s'est effectué au cours des 25 dernières années au Canada.

faiblement significatif et positif en faveur des natifs (surtout en 2014). Quelques hypothèses basées sur la littérature pour expliquer ce résultat sont soulevées au *Chapitre 6 : Analyse des résultats*.

Tel que prédit par la littérature, la relation statistique issue de l'approche régression entre les résultats des tests cognitifs en littératie/numératie (mesurées par le PEICA) et le logarithme du salaire horaire est significativement forte et positive. Toutefois, les capacités cognitives n'offrent pas de rendement marginal statistiquement différent en fonction du statut d'immigrant. Certains traits de personnalité tirés du « Big Five »⁹ ont un impact significatif sur le salaire. Le fait d'être consciencieux professionnellement a un impact positif alors qu'être instable émotionnellement a un effet inverse d'une amplitude similaire. Seul le coefficient estimé de la variable du « Big Five », *Névropathie, affectivité négative, nervosité*, influence fortement et significativement le salaire horaire d'un immigrant. Toutes proportions gardées, ce résultat suggère que le fait d'être anxieux, nerveux et plus prompt à éprouver des émotions négatives pénalise plus les natifs comparativement aux immigrants sur le marché de l'emploi. On observe, par la décomposition des moyennes et l'analyse contrefactuelle des distributions, qu'en vertu des caractéristiques observables, les immigrants devraient être mieux rémunérés que les natifs. Ce dernier résultat renforce l'idée de la présence de discrimination négative envers les immigrants sur le marché du travail au Canada.

Avant d'aborder les détails de la présente recherche, il est important de situer le contexte dans lequel est situé l'enjeu de la détermination de la réussite d'un individu type sur le marché du travail. Le chapitre suivant se décline en deux volets : un sur la littérature empirique pertinente en ce qui a trait aux impacts multiples des compétences cognitives et non-cognitives et l'autre documentant les mécanismes sous-jacents de l'écart salarial observable entre les immigrants et natifs canadiens. Par la suite, nous décrivons la base de données utilisée, présentons les statistiques descriptives, détaillons la méthodologie employée, analysons les résultats et concluons ce mémoire.

⁹ Voir la section 2.1 du *Chapitre 2 : Revue de littérature* pour la définition du « Big Five ».

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

La revue de littérature nous permet d'éclaircir la contribution de notre mémoire et de tracer un fil conducteur entre les différents éléments la constituant. Celle-ci se décline en deux parties. Premièrement, nous documentons l'impact des compétences cognitives et non-cognitives sur les salaires. Dans un deuxième temps, nous soulignons l'importance des déterminants des écarts salariaux entre les immigrants et les natifs d'un pays. Ainsi, nous unissons deux littératures distinctes de façon à apporter des éléments de réponse aux rôles qu'exercent les compétences cognitives et non-cognitives sur l'écart salarial entre les immigrants et les individus nés au Canada.

2.1 Impact des compétences cognitives et non-cognitives

Les compétences cognitives sont généralement associées à l'intelligence d'un individu et à la capacité de celui-ci de résoudre des problèmes abstraits. Ces capacités sont évaluées par des épreuves internationales reconnues, tel que le test du QI ou les tests cognitifs du PEICA, ces derniers étant utilisés dans notre étude¹⁰. Les compétences évaluées sont universelles et les tests permettant de les mesurer sont standardisés à travers la littérature pertinente portant sur ce sujet. Cependant, elles peuvent être aussi autoévaluées par les répondants, tel que dans l'ÉLIA.

On s'intéresse plus précisément aux compétences cognitives en littératie et en numératie. L'OCDE (2013) fournit les définitions suivantes¹¹ :

- Littératie : habileté à comprendre, évaluer et utiliser les textes écrits pour participer à la société, atteindre des buts ainsi que développer son savoir et son plein potentiel.
- Numératie : habileté à accéder, utiliser, interpréter et communiquer à la fois l'information sous forme mathématique ainsi que les idées, dans l'objectif de

¹⁰ Voir le *Chapitre 3 : Données* pour la description du PEICA.

¹¹ Traduction libre

participer dans des situations de la vie d'adulte qui requièrent des connaissances dans ce domaine.

Les compétences non-cognitives sont des traits de personnalité étant faiblement corrélés avec les résultats aux tests standardisés permettant de mesurer les compétences cognitives. La définition des compétences non-cognitives retenue par Brunello et Schlotter (2011) repose sur le modèle « Five – Factor Model (FFM) », aussi appelé « Big Five », qui comprend les cinq traits de personnalité suivants : l'ouverture, la conscience professionnelle, l'extraversion, l'agréabilité et le névrosisme. Selon Mueller et Plug (2006), le FFM est le système de catégorisation des traits de personnalité le plus utile à ce jour, puisqu'il permet d'interpréter les résultats en isolant chacune des caractéristiques non-cognitives qu'un individu peut avoir. Statistique Canada stipule que « Cette échelle a été retenue en raison de sa robustesse d'utilisation dans les interviews en personne [...] » (Statistique Canada, 2016). En ce sens, la deuxième vague de l'ÉLIA comprend de l'information sur les individus à l'égard du FFM.

D'autres études, telles que Murnane et al. (2001), ainsi que Heckman et al. (2006) vont privilégier l'utilisation d'échelles auto-mesurées de l'estime de soi basées sur le « Rotter Internal – External Locus of State »¹². Toutefois, les compétences non-cognitives utilisées dans la littérature dépendent principalement de la disponibilité des données : celles-ci sont très diversifiées et les études moins comparables sur cet aspect. À cet égard, pour la compréhension générale du concept, nous nous en tenons donc à la définition générale des compétences non-cognitives fournie par Brunello et Schlotter (2001), puisque les variables disponibles dans notre base de données se basent à la fois sur un système de catégorisation des compétences non-cognitives spécifique à l'enquête et sur le FFM.

¹² Cette échelle est construite de façon à classer les individus selon le degré de contrôle qu'ils croient avoir sur leur vie. Un score faible signifie que les individus croient que le succès est causé par leur motivation et leur détermination, alors qu'un score élevé signifie que l'individu croit être guidé par son environnement externe.

2.1.1 Liens entre le succès d'un individu sur le marché du travail et les compétences cognitives

Cela nous amène à discuter des effets des compétences cognitives sur les salaires. D'une part, on voit dans la littérature concernant les caractéristiques cognitives mesurées par le PEICA, que celles-ci sont généralement associées à des salaires significativement plus élevés sur le marché du travail (Hanushek et al., 2013). L'analyse de ces auteurs sur les salaires repose sur le modèle de capital humain suivant :

$$\ln Y_i = \gamma H_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

où on estime le logarithme du salaire brut ($\ln Y_i$) en fonction du capital humain (H_i) et du terme d'erreur (ε_i) supposé orthogonal par rapport à H_i pour l'individu i . L'hypothèse sous-jacente est que les différences observables dans $\ln Y_i$ proviennent des écarts dans les compétences individuelles du capital humain.

Toutefois, le modèle n'est que théorique et ne peut être confronté aux données directement. La formulation de Mincer (1974) est choisie en remplaçant le nombre d'années d'études complétées par une variable C_i représentant l'ensemble des compétences cognitives mesurées par les résultats aux tests du PEICA :

$$\ln Y_i = \beta_0 + \beta_1 C_i + \beta_2 A_i + \beta_3 A_i^2 + \beta_4 F_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

où A_i est l'âge et F_i une variable indicatrice pour le genre. On capte aussi la non-linéarité de l'âge avec l'inclusion du terme A_i^2 . Le coefficient important ici pour agir comme proxy de l'effet du capital humain H_i sur les salaires est β_1 , que l'on peut appeler le rendement des compétences¹³. Bien qu'elle puisse sembler naturelle et abondante dans la littérature, cette relation d'intérêt entre les salaires et les compétences cognitives néglige un aspect important, soulevé par Mueller et Plug (2006), pouvant biaiser les résultats de notre étude : l'endogénéité de la variable C_i . Nous expliquons plus loin en quoi cela peut affecter l'interprétation des estimations de notre modèle.

Dans le même ordre d'idées, certaines variables omises issues de la famille des compétences non-cognitives ou l'influence familiale peuvent biaiser nos estimateurs. Segal (2012) montre que lorsque les participants aux différents tests évaluant les compétences cognitives n'ont pas d'incitatifs à la performance, rien ne laisse croire que

¹³ Dans la littérature, ce concept porte le nom de « returns to skills ».

de bons résultats soient fortement liés à de hauts niveaux de compétences cognitives. Les résultats suggèrent une corrélation positive entre les résultats aux tests et la motivation de participer à une épreuve. En implantant des incitatifs à la performance dans son plan expérimental, l'auteure a pu constater des résultats aux tests significativement meilleurs. On note ici que la motivation, en tant que compétence non-cognitive, est fortement corrélée avec le fait d'être consciencieux, un des cinq traits de personnalité du FFM, qui profite d'une forte valorisation sur le marché de l'emploi. Ainsi, « il est possible que la corrélation positive entre les résultats aux tests usuels et la performance économique individuelle soient attribuables, en partie, aux différences dans les compétences non-cognitives des individus plutôt que cognitives » (Hanushek et al. 2013, p.9).

Bien que les régressions effectuées par Hanushek et al. (2013) fournissent des résultats robustes en ajoutant des variables de contrôle telles l'éducation des parents, le revenu familial, l'expérience potentielle, l'occupation et l'origine de l'individu, les compétences non-cognitives sont absentes de l'analyse internationale. Par ailleurs, les estimations de Hanushek et al. (2013) pour comparer les immigrants et les natifs sur la base des compétences cognitives ne sont que partielles. Le coefficient estimé du rendement des compétences pour une sélection de pays de l'OCDE est de 19,8 % pour les natifs et de 15,9 % pour les immigrants. Toutefois, on ne mentionne pas si cette différence moyenne entre les deux groupes est statistiquement significative, ce que nous faisons avec la technique de décomposition de Blinder (1973) et Oaxaca (1973). Quelques pays sont aussi exclus de la régression, faute de données. De plus, dans la mesure de rendement des compétences cognitives utilisée pour cette régression, l'on n'utilise que les résultats en numératie. Finalement, aucun des coefficients estimés de la différence entre les immigrants et natifs par pays n'est significatif, sauf celui pour l'Espagne qui l'est à un niveau de confiance de 90 pour cent. C'est donc dire que cette étude ne dévoile que peu de détails quant aux différences entre les deux groupes sur la base des compétences observées. Afin d'estimer une forme réduite de prédiction des salaires pour nos deux groupes d'intérêt, il est nécessaire d'augmenter le pouvoir explicatif de l'équation *mincerienne* en incluant toutes les variables pertinentes en lien

avec les compétences cognitives et non-cognitives auto-déclarées, ce que nous faisons dans ce travail.

2.1.2 Liens entre les compétences non-cognitives et le succès d'un individu sur le marché du travail

À ce sujet, il faut remonter à l'ouvrage de Jencks (1979) intitulé '*Who Gets Ahead? Determinants of Economic Success in America*'. Rédigé par plusieurs auteurs avec de multiples sources de données à l'appui, l'objectif du livre est le suivant : expliquer ce qui distingue les Américains qui profitent d'une forte valorisation sur le marché de l'emploi (via un salaire plus élevé) de ceux qui n'en bénéficient pas. Le chapitre 5 se retrouve à être le plus dans notre champ d'intérêt, puisqu'il aborde la question de l'impact des traits de personnalité sur les salaires et l'occupation d'emploi à long terme. En plus de réitérer l'effet positif des compétences cognitives sur les salaires, on montre empiriquement pour une des premières fois l'influence positive et significative des compétences non-cognitives des individus sur leur succès dans leur vie professionnelle en tenant compte des compétences cognitives, de l'éducation, du type d'emploi et de l'environnement familial. On retrouve notamment un type de résultat peu discuté jusqu'ici : une très faible corrélation ($r = 0.101$) entre les traits de personnalité et les résultats aux tests cognitifs. Ceci nous indique que le fait qu'un individu dans la moyenne possède des capacités non-cognitives susceptibles d'augmenter son salaire horaire ne nous dévoile pratiquement rien sur ses habiletés cognitives. L'absence de multicollinéarité nous invite à penser qu'il est légitime d'inclure les deux types de compétences à l'intérieur d'une seule équation d'intérêt.

Bien qu'en établissant les premiers jalons dans ce domaine de recherche, l'étude comporte certaines limites.¹⁴ Les résultats ne sont robustes que si les salaires horaires sont régressés sur une seule variable globale regroupant tous les traits de personnalité. Les auteurs n'ont donc pas pu distinguer l'impact différencié des compétences non-cognitives étudiées sur la variable dépendante. De plus, l'étude ne réussit pas très bien à mesurer de façon robuste l'impact des traits de personnalité, puisqu'on ne les catégorise

¹⁴ Voir Jencks (1979).

pas avec précision. Il y a donc une forte corrélation entre certains traits de personnalité étudiés. Les régressions *à la Mincer* utilisées dans cette étude ne sont ainsi pas sans failles, dans le sens où les coefficients des habiletés non-cognitives s'interprètent difficilement directement. En ce sens, les résultats dégagés sont généraux et intuitifs en l'absence d'une théorie économique sous-jacente. Toutefois, ceux-ci permettent pour une première fois dans la littérature de « [...] raffiner les intuitions à propos de la nature et du rôle des traits de personnalité critiques au succès. (Jencks 1979, p. 156-157). »

Les travaux de Heckman et al. (2006) font le pont entre les effets estimés des habiletés cognitives et des capacités non-cognitives sur les salaires. Ceux-ci établissent des bases robustes en ce qui a trait au rôle des traits de personnalité sur le comportement économique et social des agents économiques. En supportant l'évidence que les compétences non-cognitives importent pour beaucoup, Heckman et al. (2006) trouvent qu'un changement du plus petit au plus haut niveau dans les compétences non-cognitives a un impact presque aussi grand sur les salaires qu'une variation similaire des capacités cognitives. Bien entendu, en agrégé, les compétences cognitives expliquent une plus grande partie de la variance des salaires. Dans ce travail, nous cherchons à compléter les résultats de Heckman et al. (2006) en quantifiant l'impact des compétences non-cognitives relativement aux compétences cognitives d'une façon plus détaillée.

2.2 Différentiation sur le marché du travail entre les immigrants et les natifs

Les études économétriques qui établissent des liens statistiques de la performance économique sur le marché du travail, en fonction notamment des compétences cognitives et non-cognitives des immigrants versus les natifs, sont rares. Le clivage en fonction du genre ou du niveau de scolarité atteint est souvent fait dans la littérature, mais peu de mots sont dits sur l'incidence des compétences sur le salaire d'un individu par rapport au statut d'immigrant. Afin d'approfondir cet aspect et enrichir notre analyse, nous procédons dans la prochaine section à une brève revue de littérature à propos des écarts salariaux observés entre les immigrants et natifs ainsi que des techniques utilisées pour évaluer et analyser rigoureusement ces écarts.

2.2.1 Déterminants des écarts salariaux entre les immigrants et les natifs

En raison d'un vieillissement accru de la population et d'un faible taux de fécondité¹⁵, les gouvernements des vingt-cinq dernières années n'ont eu d'autre choix que de prioriser l'immigration comme possible solution. Constituant 16,1 % de la population canadienne en 1991, les individus nés à l'extérieur du pays comptaient pour 20,6 % de la population totale en 2011¹⁶. Cependant, lorsqu'ils intègrent le marché de l'emploi, plusieurs nouveaux immigrants rencontrent des difficultés, notamment pour trouver un emploi à temps plein ou relativement bien rémunéré (Frenette et al. 2008). En ce sens, on assiste depuis les trente-cinq dernières années à un accroissement de l'écart salarial entre les immigrants récents et les citoyens de souche canadiens. Pendant que la proportion d'immigrants de 25 à 54 ans ayant un emploi baissait de 80 % à 63 % entre 1980 et 2005, de plus en plus d'immigrants du même groupe d'âge obtenaient leur plus haut niveau d'éducation au Canada. Ainsi, cette problématique de non-convergence, entre une certaine proportion des immigrants situés dans le bas et dans le milieu de la distribution des salaires, est pertinente dans notre contexte canadien.

Frenette et al. (2008) y voient surtout l'effet de la trop grande spécialisation des immigrants canadiens récents dans les domaines des sciences informatiques et du génie, alors qu'un déclin significativement important est survenu dans les technologies de l'information et de la communication (TIC) au tournant du XXI^e siècle¹⁷.

Dans leur recherche traitant des cohortes d'immigration de la fin du XX^e siècle, Warman et Worswick (2015) fournissent des éléments de réponse quant à l'impact qu'ont eu les changements technologiques dans le secteur des TIC sur les écarts salariaux observés entre les immigrants et les citoyens de souche au Canada. À l'aide de l'approche classique de régression des variables d'intérêt sur les variables exogènes, les auteurs arrivent à des résultats qui vont dans le même sens que Frenette et al. (2008). Bien que les immigrants récents arrivent au Canada avec un niveau d'éducation plus élevé que jamais, on observe que les exigences en termes de tâches professionnelles diffèrent significativement de celles que leur éducation leur permet naturellement de

¹⁵ <http://mieux-etre.edsc.gc.ca/misme-iowb/.3nd.3c.1t.4r@-fra.jsp?iid=33>

¹⁶ <http://well-being.edsc.gc.ca/misme-iowb/.3ndic.1t.4r@-eng.jsp?iid=38>

¹⁷ <http://www.statcan.gc.ca/pub/75-001-x/00402/6207-eng.pdf>

faire. C'est-à-dire que les immigrants de plus en plus éduqués offrent leur travail dans les domaines où les tâches sont majoritairement non-manuelles, alors que la demande d'immigration sur le marché du travail se tourne beaucoup plus vers les tâches manuelles. Toutefois, il faut noter que de nombreux efforts ont été faits durant les années récentes (suivant celles de l'échantillon choisi par Warman et Worswick (2015)) par le gouvernement canadien pour choisir les immigrants, en grande partie, en fonction des besoins du marché du travail (The Economist, 2015).

Ferrer et al. (2006) suggèrent que les faiblesses grandissantes de l'immigration en littératie, celle-ci étant de plus en plus allophone, ont contribué à ce qu'elle occupe les secteurs faiblement rémunérés du marché de l'emploi, de façon à accroître le décalage salarial entre les citoyens de souche et les immigrants. Notamment, l'informatisation des milieux de travail pour les travaux individuels a accru la demande des employeurs pour ces types de travaux d'analyse routiniers. La conséquence fut de restreindre l'accès des immigrants aux emplois mieux rémunérés et demandant l'accomplissement de tâches axées sur de meilleures compétences en communication, non-routinières et intensives en utilisation de la parole. Ces dernières remarques sont intéressantes afin d'établir davantage le lien avec notre mémoire. Nous pouvons, grâce aux informations collectées dans notre base de données, tester la validité de cette tendance par l'analyse des compétences cognitives (notamment en littératie) et non-cognitives observées des immigrants et des natifs sur le marché du travail.

2.2.2 Décomposition de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs

Dans la littérature, une autre façon de comparer deux groupes en fonction de caractéristiques observables est de décomposer la distribution de la variable dépendante, lorsqu'elle est continue. Par exemple, il est possible de décomposer la distribution des salaires des immigrants et natifs afin de tester s'il y a un écart significatif entre les deux. Nous pouvons aussi construire les distributions contrefactuelles afin d'observer le salaire hypothétique d'un immigrant doté des caractéristiques d'un natif (ex : en tenant

compte des capacités cognitives et non-cognitives).¹⁸ La section qui suit est dédiée aux articles utilisant ces méthodes pour comparer les salaires des immigrants et des natifs.

Warman et Worswick (2015) comparent les densités salariales des natifs et des immigrants ainsi que leurs contrefactuelles, à travers les cohortes s'étalant de 1991 à 2006. L'objectif est de voir comment les distributions ont varié dans le temps entre les deux groupes, en portant une attention au niveau d'éducation atteint. L'analyse des densités donne des résultats cohérents d'avec l'approche régression. Pour l'approche factuelle, la grande majorité des natifs se retrouve dans le haut de la distribution des salaires relativement aux immigrants. On remarque l'inverse lorsque les salaires sont faibles : un schéma constant pour toutes les cohortes considérées dans l'étude. L'analyse contrefactuelle suggère que les immigrants de toutes les cohortes étudiées auraient des salaires plus élevés s'ils étaient dotés des caractéristiques des natifs. Ces derniers se retrouvent à être surreprésentés dans le haut de la distribution des salaires en vertu des caractéristiques observables.

Dustmann et al. (2013) effectuent le même type d'exercice de décomposition des salaires pour estimer l'impact de l'immigration sur les salaires des natifs au Royaume-Uni. Le cas est pertinent ici puisque le Royaume-Uni a expérimenté une hausse semblable au Canada du nombre d'immigrants sur son territoire entre 1997 et 2005, soit de l'ordre de 3 % de sa population totale. L'intérêt ici est de pouvoir regarder où sont localisés les effets de l'immigration le long de la distribution des salaires. C'est-à-dire de vérifier, là où la densité d'immigrants est plus élevée que celle des natifs, si cela exerce une pression à la hausse ou à la baisse sur les salaires de ces derniers.

Or, les chercheurs observent dans leur échantillon que les natifs sont en moyenne moins éduqués que les immigrants. Ces derniers devraient donc être plus nombreux que les natifs dans le haut de la distribution des salaires : ce qui n'est pas le cas. Les résultats estimés des effets de l'immigration sur les salaires des natifs vont dans le même sens que les premiers faits stylisés sur l'éducation, soit que l'immigration pousse les salaires des natifs à la baisse en dessous seulement des premiers vingt centiles.

¹⁸ Les techniques de décomposition utilisées dans le mémoire sont détaillées au *Chapitre 5 : Modélisation et méthodologie*.

Les résultats robustes nous indiquent que l'immigration a un effet net moyen positif sur le salaire moyen des natifs. On estime de 0,1 à 0,3 pour cent d'augmentation du salaire moyen des natifs lorsque la population immigrante augmente de 1 pour cent. Deux possibilités théoriques sont soulevées dans la littérature afin de motiver cet effet. Le premier argument théorique est qu'un besoin de main-d'oeuvre serait comblé par l'immigration, celle-ci ayant les compétences requises pour travailler dans les secteurs où : les lois sur l'égalité contraignent les firmes à embaucher un certain nombre d'immigrants, les salaires sont rigides ce qui amène les entreprises à sous-traiter la main-d'oeuvre et/ou les immigrants sont relativement plus productifs que les natifs. Une autre possibilité est que les immigrants soient payés en-dessous de leur produit marginal. Leurs capacités (cognitives et non-cognitives) seraient sous-estimées sur le marché de l'emploi, poussant donc les firmes à les sous-payer. La discrimination sur le marché de l'emploi via les compétences observées sera un facteur exploré dans notre mémoire pour tenter d'expliquer l'écart salarial entre les deux groupes d'intérêt.

Dans le cadre de notre mémoire, nous effectuons l'analyse de décomposition des moyennes en suivant la méthodologie de Fortin et al. (2010). Par la suite, nous estimons de façon semi-paramétrique les densités des salaires en adaptant les méthodes de DiNardo et al. (1996) pour compléter les résultats proposés par Warman et Worswick (2015) et Dustmann et al. (2013). Tout d'abord, il convient de décrire les données utilisées.

CHAPITRE 3

DONNÉES

3.1 L'Étude longitudinale et internationale des adultes (ÉLIA)

Les données longitudinales sur les expériences familiales, les compétences, le marché de l'emploi, la scolarité et la formation proviennent de l'ÉLIA. Cette enquête, qui est parrainée par Emploi et Développement social Canada (EDSC) et administrée par Statistique Canada, a été mise sur pied afin d'établir des liens entre les revenus individuels et les compétences, le travail et la famille, les gains à la retraite et la santé, ainsi que d'autres variables pertinentes au développement de politiques publiques.

Cette étude est représentative de la population canadienne, dans le sens où elle reflète la composition démographique du Canada. L'ÉLIA s'intéresse à la manière dont les changements dans les domaines étudiés ont changé la vie des individus, « le but étant d'améliorer l'éducation, l'emploi, la formation et les services sociaux au Canada »¹⁹. L'aspect longitudinal de l'Étude permet de mieux comprendre notamment les conséquences à long terme des études postsecondaires et des compétences cognitives ou non-cognitives sur l'amélioration de la situation d'un individu type sur le marché du travail. En ce sens, l'intention de l'ÉLIA est de suivre un échantillon permanent de membres et de les questionner aux deux ans. Les données disponibles pour la recherche que nous utilisons dans ce mémoire sont les années 2012 et 2014.

L'étude à participation volontaire comporte cinq volets, composés d'éléments d'enquête et de données administratives : la liste des membres du ménage, la composante du questionnaire (enquête), les tests du PEICA, le couplage des revenus ainsi que la composante des données administratives et historiques. Le module de la liste des membres du ménage contient des informations démographiques de base, soit le genre, l'état matrimonial et l'âge des répondants et non-répondants des ménages sélectionnés. La composante de l'enquête renferme des renseignements sur le statut d'immigrant, l'appartenance à un groupe autochtone, la limitation des activités, les

¹⁹ http://www23.statcan.gc.ca/imdb/p2SV_f.pl?Function=getSurvey&SDDS=5144

caractéristiques du marché du travail, le niveau de scolarité, la santé et les langues parlées. La composante du PEICA fournit des résultats de tests mesurant les compétences cognitives (réalisés pour une partie de l'échantillon) ainsi qu'une pléiade d'informations sur la façon dont les compétences non-cognitives sont utilisées au travail ou dans la vie de tous les jours. L'utilisation dans ce mémoire de cette dernière est en soi une contribution à la littérature, puisqu'il est plutôt rare que les capacités non-cognitives utilisées au travail et au quotidien sont récoltées dans le cadre d'enquêtes longitudinales canadiennes.

Un couplage entre les déclarations de revenus T1 des répondants et les données recueillies dans l'ÉLIA est effectué afin de constituer la composante « revenu ». La présence de ce module est cruciale dans notre étude puisqu'il nous permet de construire la variable d'intérêt, soit le salaire horaire brut²⁰.

La première collecte de données s'échelonna de novembre 2011 à juin 2012 et le taux de réponse général se situa à 72 %. Le taux de réponse fut de 74 % pour la deuxième vague de l'ÉLIA et la collecte se déroula de janvier à juin 2014. L'effet de la non-réponse sur les résultats pouvant être une source d'endogénéité²¹, Statistique Canada a corrigé le poids échantillonnal des personnes ayant répondu à l'enquête afin de compenser pour celles n'ayant pas répondu et nous utiliserons ces poids pour l'analyse qui suit.

La population visée dans l'ensemble des données de l'ÉLIA se divise en deux groupes, les répondants et les non-répondants. Nous gardons uniquement les participants au PEICA (âgés de 15 ans et plus) dans notre échantillon.

²⁰ Il faut noter que des données ont été imputées lorsque le revenu s'est avéré manquant. Le taux d'imputation global pour les variables de revenu des personnes âgées de 15 ans et plus étant de 16,5 % (pour la vague de 2012), il est statistiquement plausible qu'un problème d'erreurs de mesure se pose. Toutefois, comme ces erreurs potentielles ne sont pas mesurables avec fiabilité, nous faisons l'hypothèse que les données associées au revenu des individus sont précises (en moyenne), justes et que la méthode d'imputation est robuste. C'est-à-dire qu'il n'y a pas de corrélation entre la taille de l'erreur non-observée et les caractéristiques retenues relatives aux répondants.

²¹ Ce problème d'endogénéité est susceptible de biaiser les estimés de la relation d'intérêt entre les salaires et les variables explicatives.

3.2 Définition de la variable d'intérêt et des variables explicatives

L'ÉLIA fournit des informations détaillées sur plusieurs types de revenus concernant les individus. Dans le cadre de ce mémoire, nous utilisons les gains provenant d'un emploi afin de définir notre variable dépendante. Le type de revenu de travail choisi est le salaire horaire brut de l'individu puisque cette spécification est la plus petite unité commune de mesure des salaires. Elle nous permet de mesurer, à la marge, l'effet de nos variables présumément exogènes sur la variable dépendante.

Nous construisons plusieurs catégories de variables explicatives afin d'estimer notre équation d'intérêt (détaillée plus loin). Il y a tout d'abord la catégorie habituelle des variables socioéconomiques, qui se retrouve dans pratiquement toutes les régressions de type *Mincer* se trouvant dans la littérature : le genre, l'âge et le plus haut niveau de scolarité atteint. Afin d'ajouter de la précision à nos estimateurs d'intérêt et minimiser l'endogénéité provenant de variables potentiellement omises, nous ajoutons notre variable d'intérêt qui est le statut d'immigrant²² ainsi que les variables de contrôle telles le statut marital, le statut d'employé à temps plein, la langue maternelle, le type d'industrie, le type de milieu habité (rural ou urbain), le nombre d'enfants et la province de résidence. Nous transformons la variable représentant le plus haut niveau de scolarité atteint en une variable catégorisée en quatre groupes : niveau inférieur au diplôme d'études secondaires, diplôme d'études secondaires, diplôme de niveau collégial et diplôme de niveau universitaire.

Une autre catégorie de variables est celle regroupant les compétences cognitives. Dans un premier temps, elles sont mesurées par le PEICA et sont regroupées dans des variables définissant le score atteint par chaque individu. Ces variables sont agrégées à partir de la moyenne arithmétique de dix indicateurs mesurant les résultats aux tests en numératie et en littératie. Des variables catégoriques analogues portant sur l'auto-évaluation par les répondants de leur utilisation de ces compétences en milieu de travail sont construites. Par exemple, il est demandé au répondant d'estimer à quelle fréquence il calcule des prix ou des fractions, utilise des statistiques avancées ou démontre d'autres

²² C'est une variable d'intérêt, puisque nous nous intéressons au signe et à l'importance de son coefficient estimé.

capacités analytiques. De l'ensemble de ces variables sont construits des indices d'utilisation de la numératie et de la littératie au travail. Ce sont ces indices que nous utilisons comme variables explicatives. Dans le *Chapitre 6 : Analyse des résultats*, l'accent est mis sur la comparaison des coefficients estimés des deux catégories de variables cognitives sur le revenu de travail horaire, ainsi que sur l'analyse des corrélations entre ces classes de variables tel qu'effectué par Jencks (1979).

Finalement le vecteur de variables non-cognitives autodéclarées regroupe un large éventail de renseignements sur les compétences en milieu de travail, soit sur la façon dont l'individu interagit avec ses collègues de travail, utilise son pouvoir de négociation, est autonome dans ses décisions et trouve rapidement et efficacement des solutions à des problèmes. Des indices ou échelles d'utilisation de l'influence et de la planification au travail sont dérivés par le regroupement de questions posées aux répondants, de la même façon qu'avec les compétences cognitives. Puis, nous avons les données sur les compétences entourant le « Big Five », tel que discuté précédemment. Ces données s'avèrent utiles pour mesurer empiriquement l'importance de la contribution des compétences non-cognitives aux salaires horaires. L'idée est aussi de compléter et valider les résultats avancés par Jencks (1979) et Heckman et al. (2006). Toutefois, rappelons que nous ne détenons pas des résultats à des tests mesurant les compétences non-cognitives.

La figure de la page suivante résume l'ensemble des compétences comprises dans l'ÉLIA pertinentes pour cette recherche.

Figure 3.1 - Description sommaire des compétences de l'ÉLIA

<i>Compétences cognitives (PEICA)</i>		<i>Compétences non-cognitives (PEICA et Big Five)</i>	
Tests cognitifs du PEICA	Habiletés utilisées au travail	Habiletés utilisées au travail	Habiletés utilisées dans la vie de tous les jours / à l'extérieur du travail
Numératie - échelle de 1 à 10	Mathématiques : Calcul de prix ou de fractions, utilisation de statistiques avancées, utilisation de formules algébriques, etc.	Interaction avec les collègues	Résolution de problèmes
Littératie - échelle de 1 à 10	Lecture : directives ou modes d'emplois, journaux ou magazines, dans une autre langue, etc.	Négociation et résolution de problèmes	Participation à des activités bénévoles
	Rédaction : rapports, journaux, courriels, etc.	Autoévaluation des compétences professionnelles	Capacité à donner son opinion

CHAPITRE 4

STATISTIQUES DESCRIPTIVES

4.1 Description du choix de l'échantillon

L'ÉLIA est constitué d'un panel d'individus questionnés à deux ans d'intervalle. Au moment de l'écriture de ce mémoire, les années 2012 et 2014 sont disponibles. Nous utilisons donc les échantillons de ces deux périodes afin de calculer les statistiques descriptives de l'ensemble des variables explicatives ainsi que de la variable dépendante représentant le salaire horaire brut et son logarithme. La méthode de pondération fournie par Statistique Canada est utilisée pour les deux années afin que l'échantillon soit représentatif de la population canadienne. Autrement, l'on ne pourrait généraliser avec confiance les résultats à l'ensemble de la population. Toutefois, il est important de noter les faits²³ regroupés dans les paragraphes suivants en ce qui concerne la pondération et l'utilisation des variables explicatives.

La variable des poids utilisée permet d'obtenir des résultats qui sont représentatifs d'une population de 16 à 65 ans ayant participé à l'enquête du PEICA en 2012. Sur une population totale de 32 133 individus, 8 598 personnes sont ainsi retenues pour l'année 2012. De ce nombre, un sous-échantillon est constitué et inclus les individus qui ont remplis les conditions suivantes : ils ont travaillé durant la semaine précédant l'enquête, ils étaient catégorisés comme employés rémunérés et elles obtenaient un salaire horaire supérieur ou égal à un²⁴. Pour la première vague de l'ÉLIA, ce sont donc 4 428 natifs et 1 016 immigrants qui sont sélectionnés.

Pour une population de 25 504 individus, en utilisant la même pondération qu'en 2012, un échantillon de 6 162 personnes est constitué pour 2014. Ce chiffre est plus faible qu'en 2012 puisque l'intention est de suivre les mêmes ménages sur plusieurs périodes et n'inclut donc que ceux disponibles aux deux périodes. Puisque le PEICA ne figure que dans la première vague de l'Étude, on ne retient que les ménages présents en

²³ Voir Statistique Canada (2014, 2016).

²⁴ Cette spécification permet d'éliminer certaines valeurs aberrantes, qui autrement rendraient possible que le logarithme du salaire horaire soit négatif.

2012 qui ont à nouveau accepté de répondre à l'Étude en 2014. On applique les mêmes conditions qu'en 2012, en rajoutant le fait qu'on écarte les individus ayant répondu « non déclaré » aux tests de personnalité du FFM²⁵. Ce sont ainsi 3 015 natifs et 665 immigrants qui sont sélectionnés pour les estimations et statistiques descriptives de la deuxième vague de l'ÉLIA.

Bien que cette enquête se veuille longitudinale, les sujets exploités qui nous concernent changent d'une façon considérable au fil des années²⁶. Certaines variables explicatives sont exclusives à chacune des années tandis que les variables sociodémographiques de base se retrouvent dans toutes les années. Les résultats aux tests cognitifs du PEICA ainsi que l'autoévaluation de l'utilisation des compétences cognitives et non-cognitives en milieu de travail font partie des données de 2012. Les variables du « Big Five » ainsi qu'une variable concernant l'autoévaluation de l'amélioration des compétences des individus entre les années 2012 et 2014 font partie des données de 2014. Étant donné que nous ne traitons pas des données à l'aide de méthodes d'estimation utilisées pour données issues de coupes transversales, cette dernière variable énumérée est utile pour défendre l'hypothèse qu'il n'y a pas eu de variation significative dans le temps pouvant biaiser la comparaison des estimations faites en 2012 et 2014 apparaissant au *Chapitre 6 : Analyse des résultats*. De ce fait, la prochaine section vise à motiver l'hypothèse que les deux années sont comparables en plus de présenter les échantillons au sens large.

4.2 Analyse des variables sociodémographiques

En vertu des observations pondérées représentant les individus canadiens, nous pouvons décrire les différences perceptibles entre nos deux années afin de motiver le choix méthodologique d'analyser ces dernières séparément. Pour ce faire, nous présentons les moyennes échantillonales des variables communes aux deux années ainsi

²⁵ Encore une fois, cela permet d'écarter quelques observations aberrantes qui biaiseraient les résultats à la hausse.

²⁶ Voir l'annexe C pour la description complète du contenu de l'ÉLIA.

que leurs distributions estimées de façon semi-paramétrique. Les tableaux 4.1 et 4.2 nous donnent bonne une vue d'ensemble de nos échantillons.²⁷

²⁷ Pour les tableaux 4.1 et 4.2, les catégories justifiées à droite montrent la proportion d'individus dans l'échantillon alors que les catégories justifiées à gauche indiquent une moyenne échantillonnale. Les proportions ne somment pas à un puisqu'il manque la catégorie de base (omise de l'analyse régression).

Tableau 4.1 Statistiques
descriptives – ÉLIA 2012

ÉCHANTILLON	Total N = 5 444		Natifs N = 4 428		Immigrants N = 1 016	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VARIABLES	Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type
Salaire horaire	24.38	14.00	24.62	14.19	23.52	13.29
Femme (%)	0.490	0.500	0.488	0.500	0.496	0.500
Âge	39.67	12.91	39.39	13.24	40.70	11.56
16-25	0.172	0.378	0.193	0.394	0.098	0.298
26-35	0.235	0.424	0.226	0.418	0.267	0.442
36-45	0.226	0.418	0.209	0.407	0.288	0.453
46-55	0.237	0.425	0.242	0.428	0.218	0.413
56-65	0.127	0.333	0.127	0.334	0.126	0.332
Temps plein (%)	0.760	0.427	0.751	0.432	0.794	0.405
Langue maternelle (%)						
Anglais	0.551	-	0.652	-	0.185	-
Français	0.204	0.403	.253	0.434	0.026	0.160
Langue non-officielle	0.168	0.374	0.035	0.183	0.650	0.476
Nombre d'années de scolarité	14.49	3.401	14.29	3.118	15.23	4.194
Inférieur au DES	-	-	-	-	-	-
DES ou équivalent	0.249	0.432	0.262	0.439	0.204	0.403
DEC ou équivalent	0.340	0.473	0.361	0.480	0.265	0.442
Universitaire	0.297	0.457	0.255	0.436	0.450	0.497
Marié (%)	0.440	0.496	0.399	0.490	0.589	0.492
Urbain (%)	0.844	0.363	0.810	0.392	0.965	0.184
TESTS COGNITIFS						
Score en littératie	277.5	45.36	282.2	41.53	260.7	53.90
Niveau inférieur à 1	-	-	-	-	-	-
Niveau 1	0.104	0.306	0.085	0.279	0.173	0.378
Niveau 2	0.320	0.466	0.318	0.465	0.328	0.469
Niveau 3	0.410	0.491	0.432	0.495	0.331	0.470
Niveau 4 ou 5	0.144	0.351	0.158	0.364	0.096	0.294
Score en numératie	269.3	49.50	273.6	45.79	253.7	58.53
Niveau inférieur à 1	-	-	-	-	-	-
Niveau 1	0.153	0.360	0.134	0.341	0.221	0.415
Niveau 2	0.327	0.469	0.334	0.471	0.301	0.459
Niveau 3	0.362	0.480	0.384	0.486	0.282	0.450
Niveau 4 ou 5	0.124	0.330	0.129	0.335	0.105	0.307
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL						
Numératie						
N'utilise pas 20 % ou (-)	-	-	-	-	-	-
(+)	.119	.323	.120	.325	.113	.316
(+)	.129	.336	.135	.342	.109	.312
(+)	.154	.360	.155	.362	.148	.356
(+)	.207	.405	.215	.411	.178	.382
(+)	.208	.406	.203	.402	.229	.420

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VARIABLES (suite)	Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type
Lecture						
N'utilise pas	-	-	-	-	-	-
20 % ou (-)	.148	.355	.149	.356	.144	.351
(+) de 20% (-) de 40%	.202	.401	.203	.402	.198	.399
(+) de 40% (-) de 60%	.223	.416	.230	.420	.201	.401
(+) de 60% (-) de 80%	.193	.395	.194	.396	.188	.391
(+) de 80%	.195	.396	.191	.393	.210	.407
Écriture						
N'utilise pas	-	-	-	-	-	-
20 % ou (-)	.147	.354	.144	.351	.157	.364
(+) de 20% (-) de 40%	.158	.365	.157	.364	.162	.368
(+) de 40% (-) de 60%	.162	.368	.166	.372	.148	.355
(+) de 60% (-) de 80%	.203	.402	.203	.402	.203	.402
(+) de 80%	.215	.411	.219	.413	.199	.399
Influence						
N'utilise pas	-	-	-	-	-	-
20 % ou (-)	.163	.369	.152	.360	.202	.401
(+) de 20% (-) de 40%	.173	.378	.173	.378	.172	.378
(+) de 40% (-) de 60%	.173	.378	.178	.383	.155	.362
(+) de 60% (-) de 80%	.183	.386	.188	.391	.163	.369
(+) de 80%	.237	.425	.242	.428	.218	.413
Planification						
N'utilise pas	-	-	-	-	-	-
20 % ou (-)	.232	.422	.230	.420	.242	.428
(+) de 20% (-) de 40%	.154	.360	.153	.360	.155	.362
(+) de 40% (-) de 60%	.161	.367	.156	.363	.179	.383
(+) de 60% (-) de 80%	.169	.375	.172	.377	.158	.365
(+) de 80%	.181	.385	.189	.391	.154	.361

Source : ÉLIA 2012

Tableau 4.2 Statistiques
descriptives – ÉLIA 2014

ÉCHANTILLON	Total N = 3 680		Natifs N = 3 015		Immigrants N = 665	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VARIABLES	Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type
Salaire horaire	25.42	14.66	25.60	14.33	24.73	15.89
Âge	40.61	12.81	40.41	13.01	41.40	11.95
17-26	0.170	0.376	0.181	0.385	0.130	0.336
27-36	0.238	0.426	0.237	0.425	0.239	0.427
37-46	0.234	0.423	0.219	0.414	0.293	0.455
47-56	0.237	0.425	0.243	0.428	0.214	0.410
57-68	0.119	0.324	0.118	0.323	0.122	0.328
Femme (%)	0.493	0.500	0.490	0.500	0.504	0.500
Temps plein (%)	0.773	0.419	0.764	0.424	0.807	0.395
Langue maternelle (%)						
Anglais	0.558	0.496	0.645	0.478	0.216	0.412
Français	0.218	0.413	0.264	0.441	0.037	0.191
Langue non-officielle	0.153	0.360	0.034	0.182	0.623	0.484
Nombre d'années de scolarité	14.65	3.443	14.49	3.241	15.25	4.090
Inférieur au DES	-	-	-	-	-	-
DES ou équivalent	0.255	0.436	0.266	0.442	0.212	0.409
DEC ou équivalent	0.327	0.469	0.344	0.475	0.256	0.437
Universitaire	0.303	0.459	0.270	0.444	0.434	0.496
Marié (%)	0.391	0.488	0.353	0.478	0.544	0.498
Urbain (%)	0.835	0.371	0.800	0.400	0.970	0.170
BIG FIVE						
Ouverture, originalité, ouverture d'esprit	4.827	1.194	4.791	1.195	4.964	1.183
Rigueur, contrôle, retenue	5.761	0.864	5.761	0.849	5.765	0.921
Extroversion, énergie, enthousiasme	4.510	1.320	4.555	1.337	4.333	1.238
Agrément, altruisme, affection	5.740	0.926	5.715	0.920	5.835	0.942
Névropathie, affectivité négative, nervosité	3.342	1.345	3.403	1.369	3.102	1.215
AMÉLIORATION DES COMPÉTENCES						
Beaucoup amélioré	0.314	0.464	0.320	0.467	0.293	0.455

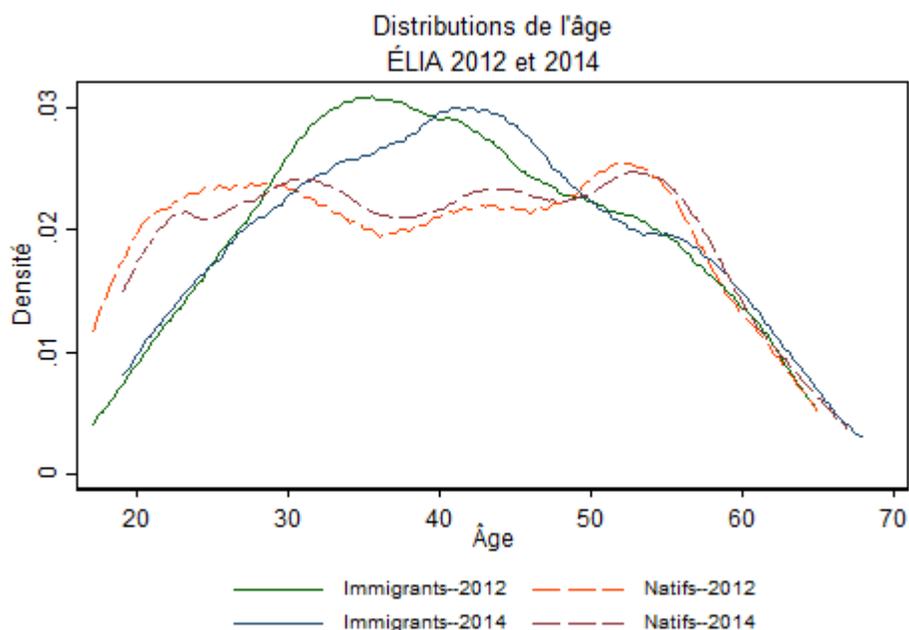
Source : ÉLIA 2014

Les colonnes (1) et (2) représentent les statistiques descriptives pour l'échantillon pondéré, en faisant abstraction du statut d'immigrant. On peut vite constater que peu de différences, hormis le nombre d'observations, subsistent entre les deux périodes. Pour les deux années, les hommes comptent pour la moitié de l'échantillon, les immigrants forment 19 % de l'échantillon, les diplômés universitaires représentent le tiers des répondants et environ 15 % des individus n'ont ni le français ni l'anglais comme langue

maternelle. Les colonnes (3) à (6) nous donnent les statistiques descriptives en fonction du statut d'immigrant. Celles-ci nous donnent une appréciation plus juste des différences observables entre nos deux groupes d'intérêt.

Lorsque l'on s'attarde aux distributions, on constate que la variance de l'âge des immigrants est beaucoup plus faible que celles des natifs. En outre, les natifs sont plus éparpillés dans la distribution figurant à la figure 4.1.

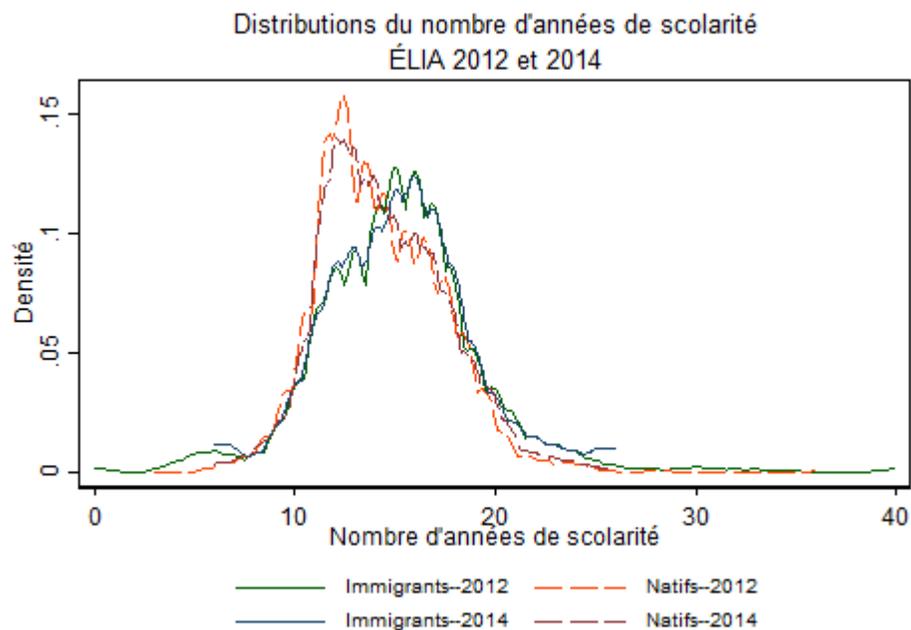
Figure 4.1 - Distributions semi-paramétriques de l'âge



Quelque 65 % (62,3 % pour 2014) des immigrants ont une langue maternelle autre que le français et l'anglais contrairement à 3,5 % (3,4 % pour 2014) pour les natifs.

Tel que soulevé dans l'introduction de ce mémoire, la proportion d'immigrants ayant un diplôme universitaire est beaucoup plus élevée que pour les natifs, soit de l'ordre d'environ 45 % comparativement à 25 % en 2012. La figure 4.2 nous permet de voir qu'il n'y a que peu de différences dans la distribution du nombre d'années d'éducation entre les deux années, ce qui est normal étant donné l'aspect longitudinal de l'Étude.

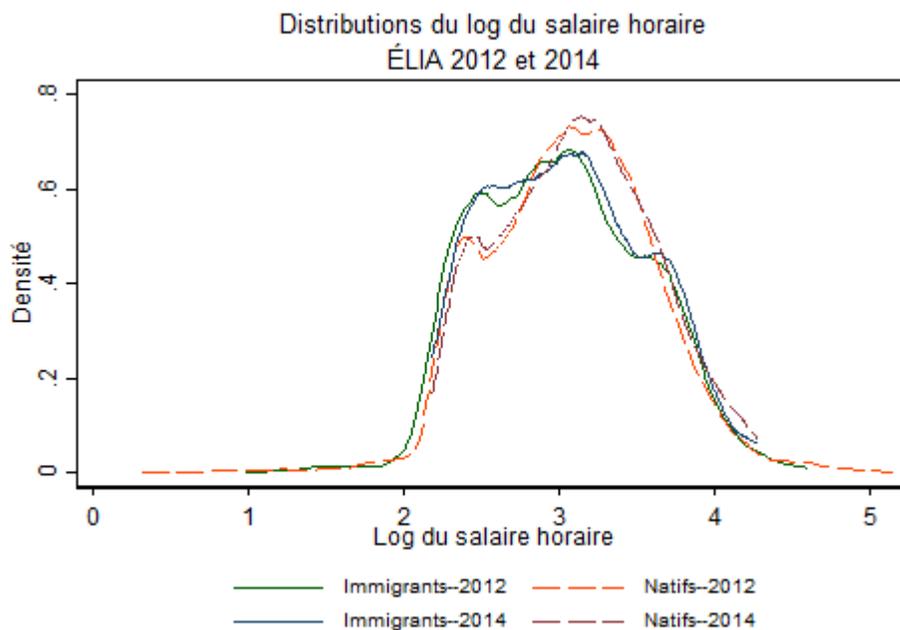
Figure 4.2 - Distributions semi-paramétriques du nombre d'années de scolarité



Les données montrent que les immigrants sont plus éduqués que les natifs. Cette figure représente fidèlement ce qui est observé par Morissette et Sultan (2013). Nous voyons plus loin dans le *Chapitre 6 : Analyse des résultats* que les immigrants ne semblent pas profiter d'une rémunération plus élevée sur le marché du travail en contrôlant pour leur niveau d'éducation.

Une distinction importante entre les deux groupes est bien évidemment le salaire horaire. L'écart salarial moyen étant de 4,57 % pour 2012 et de 3,3 % en 2014, on observe aussi que la progression salariale entre 2012 et 2014 est plus importante pour les immigrants que les natifs, d'où l'écart moindre observé en 2014. Toutefois, les écarts types sont plus élevés en 2014 qu'en 2012, et ce, surtout pour les immigrants : le nombre d'observations moins élevé en 2014 (1 016 immigrants en 2012 versus 665 immigrants en 2014) exerce une influence certaine sur ce paramètre de la distribution. La figure 4.3 permet d'apprécier les distributions logarithmiques salariales des immigrants et des natifs.

Figure 4.3 - Distributions semi-paramétriques du salaire horaire



On observe que les distributions suivent visuellement une trajectoire similaire pour les deux années. En outre, les natifs sont plus présents que les immigrants dans le haut de la distribution, d'où le croisement des courbes un peu à gauche de la moyenne échantillonnale du salaire horaire.

4.3 Analyse des variables de compétences cognitives et non-cognitives

4.3.1 ÉLIA 2012

Un élément soulevé par Jencks (1976) qui est important de vérifier ici est la corrélation entre les compétences cognitives et les compétences non-cognitives. Rappelons que notre approche économétrique est de forme réduite : on souhaite régresser une variable endogène sur un ensemble de variables exogènes afin d'obtenir des relations statistiques sans biais et d'intérêt. Une hypothèse importante du modèle est l'absence de colinéarité : les variables explicatives ne doivent pas être des combinaisons linéaires de d'autres variables explicatives. Pour nous en assurer, on observe les corrélations.

Le tableau 4.3 présente les corrélations entre toutes les variables portant sur les compétences observées en 2012.

Tableau 4.3 Corrélations des compétences cognitives et non-cognitives - ÉLIA 2012

PEICA	Variables	1	2	3	4	5	6	7
1. Tests cognitifs	Littératie	-						
2. Tests cognitifs	Numératie	0,9090	-					
3. Utilisation en milieu de travail	Numératie	0,3138	0,3500	-				
4. Utilisation en milieu de travail	Lecture	0,3284	0,3209	0,4821	-			
5. Utilisation en milieu de travail	Écriture	0,2931	0,2902	0,4608	0,6210	-		
6. Utilisation en milieu de travail	Influence	0,2565	0,2350	0,4064	0,5308	0,4698	-	
7. Utilisation en milieu de travail	Planification	0,1838	0,1905	0,3016	0,3813	0,3774	0,5563	-

Source : ÉLIA 2012

On observe notamment que les indices de l'influence et de la planification au travail, soit les compétences non-cognitives, sont faiblement à modérément corrélés aux compétences cognitives, les valeurs pondérées allant de 0,18 à 0,53. Ceci nous indique d'une part qu'il est pertinent de les analyser et qu'il est tout à fait légitime de les inclure à l'intérieur d'une seule et même régression.

Toutefois, la très forte corrélation entre les résultats en littératie et en numératie ($r = 0,9090$) nous invite à effectuer des tests de robustesse en excluant individuellement ces deux variables de nos régressions. Cette procédure nous permet de constater à quel point elles font varier les autres coefficients faisant partie de nos régressions. On peut aussi constater que les corrélations sont faibles entre les indices de compétences cognitives autoévaluées par les répondants et les résultats aux tests cognitifs du PEICA. La comparaison entre les estimations des deux groupes de variables prend alors tout son sens.

On observe au tableau 4.1 que les immigrants sont plus faibles que les natifs en littératie, puisque seulement 42 % des immigrants se retrouvent dans les catégories 3, 4

ou 5 alors que c'est le cas de 59 % des natifs. La divergence est moins importante pour les résultats cognitifs en numératie, mais va néanmoins dans le même sens, en faveur des natifs. Paradoxalement, rappelons que ces mêmes immigrants sont plus éduqués que les natifs. C'est donc dire que l'éducation n'est pas un gage de meilleures compétences cognitives.

En outre, on ne constate pas de grandes différences entre les deux groupes quant aux indices d'utilisation des compétences non-cognitives ainsi que des compétences cognitives autoévaluées par les répondants. Les figures 4.4 et 4.5 nous donnent une excellente vue d'ensemble des différences observables en littératie et en numératie entre les immigrants et les natifs.

Figure 4.4 - Distributions semi-paramétriques des résultats aux tests cognitifs en littératie

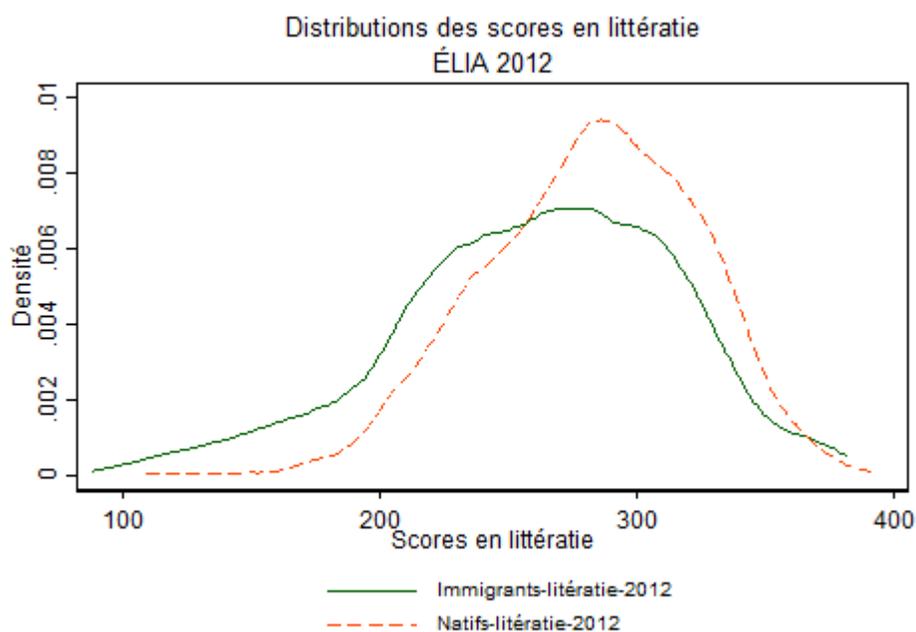
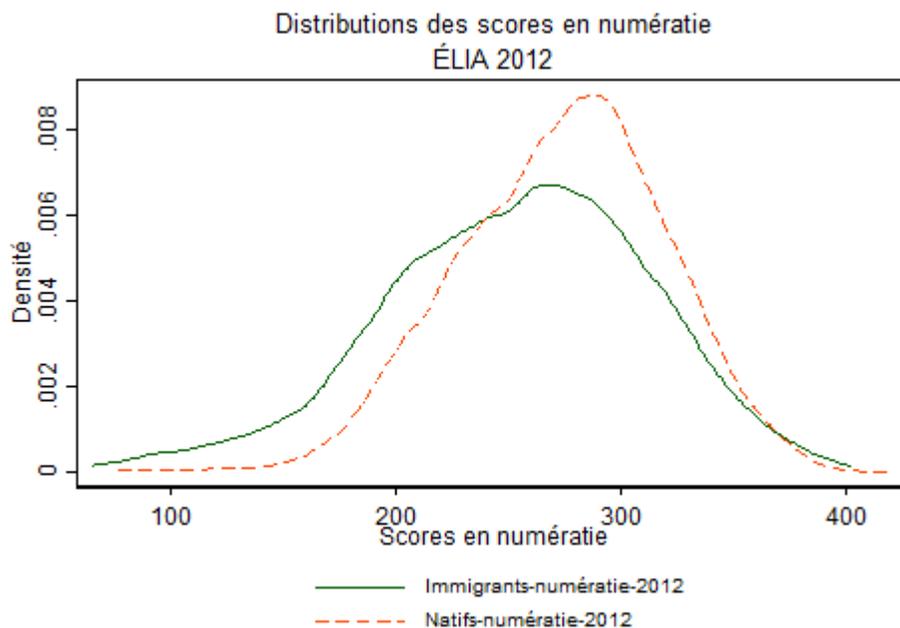


Figure 4.5 - Distributions semi-paramétriques des résultats aux tests cognitifs en numératie



4.3.2 ÉLIA 2014

Deux éléments utiles pour notre recherche sont documentés dans la deuxième vague de l'enquête : les traits de personnalité du « Big Five » et l'amélioration des compétences entre les deux vagues de l'ÉLIA.

Les indices du « Big Five » s'échelonnent de 1 à 7, soit du résultat le plus faible au plus élevé. Plus l'indice est élevé, toutes catégories confondues, plus l'individu se reconnaît dans ce trait de personnalité. Les statistiques descriptives apparaissant au tableau 4.2 nous indiquent quelques différences entre les immigrants et les natifs sur la base des traits de personnalité observés. Les indices « Ouverture, originalité, ouverture d'esprit », « Agrément, altruisme, affection » et « Névrosisme, affectivité négative, nervosité » sont légèrement plus élevés chez les natifs alors que les immigrants obtiennent un meilleur score sur l'échelle « Extroversion, énergie, enthousiasme » du côté des immigrants. Finalement, l'écart entre les immigrants et les natifs est presque inexistant quant à l'autoévaluation de l'amélioration des compétences entre 2012 et

2014. Les distributions semi-paramétriques de l'annexe D nous permettent d'apprécier les différences entre les immigrants et les natifs sur la base des compétences observées.

Les corrélations affichées au tableau 4.4 nous montrent que les différentes variables discutées dans cette section ne sont que faiblement corrélées. Les corrélations proposent des liens intéressants entre les variables. Toutefois, nous utilisons des méthodes économétriques pour en venir à des conclusions qui sont d'intérêt public.

Tableau 4.4 Corrélations des compétences cognitives et non-cognitives - ÉLIA 2014

Variabiles	1	2	3	4	5	6
1. Ouverture, originalité, ouverture d'esprit	-					
2. Rigueur, contrôle, retenue	0,2110	-				
3. Extroversion, énergie, enthousiasme	0,3057	0,2355	-			
4. Agrément, altruisme, affection	0,2509	0,3676	0,2097	-		
5. Névropathie, affectivité négative, nervosité	0,0216	-0,0672	0,0089	-0,0298	-	
6. Amélioration des compétences	0,0555	0,0543	0,0648	-0,0000	-0,0527	-

Source : ÉLIA 2014

CHAPITRE 5

MODÉLISATION ET MÉTHODOLOGIE

L'analyse statistique préconisée dans ce chapitre nous permet d'approfondir notre compréhension de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs canadiens. On se base dans un premier temps sur une analyse de type régression, de sorte à faire ressortir des liens entre l'ensemble des variables explicatives pertinentes de notre base de données et le salaire horaire brut. Dans un deuxième temps, nous décomposons les écarts salariaux prédits entre les immigrants et les natifs en un effet de structure et un effet de dotation. Puis, nous modélisons l'ensemble de la distribution de notre variable d'intérêt à l'aide des densités factuelles et contrefactuelles. Finalement, on explore les écarts salariaux à différents centiles pour visualiser à quels endroits de la distribution les différences sont les plus marquées.

5.1 Modèle de régression log-linéaire

Les liens statistiques entre les salaires des individus et les variables explicatives sont souvent estimés dans la littérature sous la forme *mincerienne*. Notre contribution est d'augmenter le pouvoir explicatif du modèle en quantifiant l'impact de variables en lien avec les capacités cognitives et non-cognitives que nous ajoutons au modèle. Elle consiste aussi en la réduction du biais d'endogénéité associé au fait que ces variables, autrefois non-observées, ne sont plus omises de l'équation. Au regard de la contribution des compétences observées, on ajoute la variable binaire D_{it} pour le statut d'immigrant afin d'estimer si le fait d'être immigrant cause une différence significative sur le salaire horaire.

Dans un premier temps, nous estimons la régression par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO) suivante :

$$\ln Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \beta_3 D_i + \beta_4 C_i + \beta_5 F_i + \varepsilon_i \quad (3)$$

où β_1 est la constante, β_2 représente l'impact du vecteur de variables explicatives X_{it} sur la variable dépendante, β_3 l'effet d'être un immigrant sur le logarithme salarial horaire

des individus $i = 1, \dots, N$.²⁸ Nous faisons l'hypothèse d'exogénéité qui stipule que le terme d'erreur résiduel ε_i n'est pas corrélé avec les variables explicatives $E(\varepsilon_i|X_i) = 0$. Nous estimons ce modèle pour les deux années de l'ÉLIA séparément puisque les variables portant sur les compétences n'ont qu'une dimension transversale, celles-ci n'étant mesurées que dans l'une ou l'autre des années choisies.

Finalement, on ajoute à l'équation (3) certaines interactions afin de tester les effets croisés entre le statut d'immigrant et les variables représentant les compétences observées :

$$\ln Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \beta_3 D_i + \beta_4 C_i + \beta_5 F_i + \beta_6 C_i * D_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

où l'effet que l'on souhaite interpréter directement est le coefficient $\widehat{\beta}_6$. On teste ainsi l'hypothèse nulle qu'une variation marginale des compétences sur la variable à expliquer est la même, en moyenne, pour les immigrants et les natifs. Le rejet de cette hypothèse signifie que le rendement des compétences est différent pour les immigrants établis au Canada.

5.2 Méthodologie

5.2.1 Décomposition de Blinder-Oaxaca : différence moyenne des salaires

L'objectif ici est de pousser l'analyse de régression plus loin par la décomposition de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs en deux effets : l'effet de structure et l'effet de dotation. Le premier effet, qui est non-expliqué, vient des différences des rendements marginaux (coefficients) lorsque les deux groupes ont des caractéristiques similaires. Le deuxième représente la part, mesurée par l'économètre, de l'écart prédit du logarithme des salaires provenant des différences attribuables aux caractéristiques observables entre les deux groupes étudiés. Le premier élément est généralement plus important lorsque les données sont faibles ou s'il y a de la discrimination sur le marché de l'emploi. Toutefois, l'ÉLIA nous donne une quantité relativement grande de renseignements sur les caractéristiques des individus, qui autrement seraient inclus dans

²⁸ Il est nécessaire de mentionner que l'équation (3) est une version bonifiée de l'équation (2) et que les variables explicatives sont définies au *Chapitre 3 : Données*.

le terme d'erreur. Nous sommes ainsi en mesure de décomposer les moyennes de nos deux groupes d'intérêt, les immigrants et les natifs, par la méthode de décomposition de Blinder (1973) et Oaxaca (1973) :

$$\ln Y_j = \beta_j X_j + \varepsilon_j, \text{ où } j = N, I \quad (5)$$

On souhaite ainsi décomposer, pour chacune des deux années, la différence prédite entre les deux variables d'intérêt :

$$\widehat{\Delta}_Y^\mu = (\ln \bar{Y}_N - \ln \bar{Y}_I) = \underbrace{\sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{Nk} - \hat{\beta}_{Ik}) \bar{X}_{Ik}}_{\text{Effet de structure}} + \underbrace{\sum_{k=1}^K (\bar{X}_{Nk} - \bar{X}_{Ik}) \hat{\beta}_{Nk}}_{\text{Effet de dotation}} \quad (6)$$

où $\ln \bar{Y}_j$ est la moyenne du logarithme naturel du salaire horaire, \bar{X}_j la moyenne des caractéristiques individuelles et K est le nombre total de variables incluses dans l'équation (6). La forme que prend la décomposition à deux volets repose sur l'hypothèse que les immigrants constituent le groupe discriminé négativement. Le premier élément du côté droit de l'équation (6) vient de la composition de la structure salariale, soit l'effet de discrimination : on prédit un effet positif puisque nous nous attendons à ce que les immigrants aient en moyenne des β plus faibles que les natifs. Idéalement, on souhaite que ce dernier terme soit le plus faible possible, puisqu'il peut occasionner un problème d'endogénéité. La raison est la suivante : si les employeurs choisissent d'embaucher un natif en raison de son statut et non en fonction de ses compétences pour l'emploi, cela crée systématiquement une pression sur l'écart salarial moyen entre ce dernier et le groupe alternatif. Toutefois, les emplois recherchés par les deux groupes peuvent différer, ce qui aurait pour lieu de modifier cette intuition (ex : si les immigrants recherchent des emplois dans des secteurs où la rémunération est moins importante). Le deuxième élément de l'équation représente la partie expliquée, soit la différence des dotations entre les deux groupes qui vient de l'ensemble des caractéristiques observées incluses dans les deux régressions. Notre hypothèse est qu'il est négatif, soit que les immigrants sont dotés de caractéristiques leur attribuant un meilleur rendement que les natifs sur le marché du travail. En outre, Oaxaca et Ransom (1994) soulignent que l'utilisation de cette méthode « pooled », permet de minimiser les écarts types des coefficients estimés et de tenir compte de manière efficace les caractéristiques des immigrants et des natifs.

L'avantage de l'ÉLIA est qu'elle encourage l'utilisation de cette méthode puisque nous détenons plusieurs informations sur les caractéristiques des individus. Cela nous donne la marge nécessaire afin de réduire dans une mesure significative l'effet non-expliqué et identifier l'impact des compétences dans chacun des deux groupes sur la variable dépendante. Toutefois, il faut garder certaines réserves quant à la portée des résultats. Il est simple de classifier les individus en deux groupes, sauf que des éléments comme l'assimilation pourraient biaiser les estimations jusqu'à un certain point. Comme l'utilisation de méthodes d'estimation de panel se prête mal à nos données et que notre horizon temporel est court, l'inclusion de l'âge et de l'âge au carré permettent de contrôler, dans une certaine mesure, pour le passage du temps.

5.2.2 Décomposition semi-paramétrique de la distribution des salaires

Pour des fins d'enrichissement de notre analyse, l'on veut pouvoir décomposer la distribution des salaires dans les deux groupes, soit les natifs et les immigrants canadiens, en fonction des variables sociodémographiques, et surtout de celles représentant les compétences cognitives et non-cognitives issues de notre base de données.

L'idée ici est qu'une simple décomposition des moyennes entre nos deux groupes d'intérêt, décrite dans la section précédente et proposée par Blinder (1973) et Oaxaca (1973), est nécessaire, mais non suffisante dans notre analyse. Bien que cette méthode paramétrique nous permette de décomposer les différences de moyennes en deux effets, l'effet de dotation et l'effet de discrimination, elle ne nous permet pas de les observer le long de la distribution des salaires. De plus, nous voudrions que l'échantillon d'individus immigrants soit pondéré en fonction des caractéristiques observables par rapport à l'échantillon de natifs. À cet effet, la construction d'une variable de poids estimée de façon semi-paramétrique vient compléter l'approche précédente.

La méthode DiNardo-Fortin-Lemieux (DFL), initialement proposée par DiNardo et al. (1996), nous permet d'observer l'écart entre les distributions de nos variables d'intérêt pour les immigrants et natifs. Ce faisant, et ce qui servira de point important à notre analyse, nous incluons ou excluons les différentes habiletés cognitives et non-

cognitives pouvant apparaître dans notre équation d'intérêt afin d'observer comment les distributions salariales contrefactuelles varient conditionnellement à ces variables, tel que réalisé par Butcher et DiNardo (2002).

Dans un premier temps, nous construisons la distribution marginale (factuelle) pour le groupe « immigrants » :

$$g(w|P = I) = \int f(w|X, P = I)h(x|P = I)dx \quad (7)$$

où P est une variable binaire indiquant le statut d'immigrant et les X représentant l'ensemble des variables explicatives. $g(w|P = I)$ est la distribution observée des salaires pour les immigrants. La distribution conditionnelle $f(w|X, P = 1)$ peut être vue comme la manière dont les caractéristiques observables X sont transformées en salaires pour les immigrants. La distribution $h(X|P = 1)$ est la distribution des caractéristiques observables X . Le même principe s'applique de façon analogue pour les natifs :

$$g(w|P = N) = \int f(w|X, P = N)h(x|P = N)dx \quad (8)$$

Dans un deuxième temps, nous modélisons la distribution des salaires des immigrants en faisant l'hypothèse qu'ils sont dotés des mêmes caractéristiques observables X que les natifs (et inversement). Soit la distribution contrefactuelle décrite :

$$g_{P=N}^C(w|P = I) = \int f(w|X, P = I)h(x|P = N)dx \quad (9)$$

qui nous permet d'observer quelles caractéristiques sont en mesure d'influencer la représentativité des immigrants par rapport aux natifs le long de la distribution des salaires. L'avantage d'utiliser cette approche vient de la grande diversité des compétences observées par l'ÉLIA. Cela nous permet d'analyser la sensibilité de la distribution des salaires conditionnellement à l'ensemble des capacités cognitives et non-cognitives observées, de façon à détailler de façon plus juste l'écart salarial entre les immigrants et les natifs, et non seulement en analysant les résultats obtenus par la méthode de Blinder-Oaxaca.

Finalement, il importe de pondérer les observations en prenant le ratio de la probabilité prédite d'être un immigrant sur sa réciproque. Cette étape est nécessaire afin que les immigrants se retrouvent avec des caractéristiques semblables aux natifs. En

somme, cela nous permet de comparer des comparables. La procédure de repondération s'effectue en trois étapes. On estime un modèle probit de la probabilité prédite d'appartenir au groupe « natifs » :

$$\Pr(D_N = 1|X) = 1 - \Pr(D_N = 0|X) = 1 - \Pr(\varepsilon > -h(X)\beta) = \Phi\left(\frac{h(X)\beta}{\sigma}\right) \quad (10)$$

où $\Phi()$ représente la densité de la loi normale. En deuxième lieu, on construit la variable de poids :

$$\theta(X) = \frac{\text{Prob}(D_N = 1|X)/\text{Prob}(D_N = 1)}{\text{Prob}(D_N = 0|X)/\text{Prob}(D_I = 0)} \quad (11)$$

où $\theta(X)$ est la pondération appropriée que nous appliquons à la distribution contrefactuelle du groupe « immigrants » :

$$g_{P=N}^C(w|P = I) = \int f \theta(w|X, P = I) h(x|P = N) dx \quad (12)$$

puis on estime la distribution d'intérêt par la méthode du noyau²⁹. Cette méthode consiste à lisser l'histogramme de la fonction de densité de la variable que l'on souhaite représenter. En ce sens, nous réduisons la distribution du logarithme du salaire horaire à deux paramètres : la moyenne et la variance. Nous utilisons le noyau d'Epanechnikov (par défaut dans le logiciel Stata) afin de représenter graphiquement les distributions factuelles et contrefactuelles. L'avantage de ce noyau est qu'il rend lisse la densité estimée, ce qui facilite l'observation du graphique et ne change pas les interprétations pour autant.

Cette démarche sert essentiellement d'outil descriptif visant à décrire visuellement les données plutôt qu'à chercher des relations statistiquement significatives. La méthode entre en complémentarité avec l'approche régression. En traçant la distribution contrefactuelle du salaire des immigrants (ayant les caractéristiques des natifs), on souhaite comparer cette dernière avec la distribution salariale observée des natifs. On uniformise en quelque sorte ces distributions en fonction des caractéristiques observables X pour comparer les deux groupes étudiés. À titre d'exemple, cette procédure sert à corriger pour le fait que les immigrants sont significativement plus éduqués en moyenne que les natifs, afin que la distribution de la scolarité ne soit pas

²⁹ Pour plus de détails sur ces considérations d'ordre technique, voir la discussion dans Butcher et DiNardo (2002).

statistiquement différente entre nos deux groupes. En soi, on corrige pour le fait que les immigrants sont sélectionnés en bonne partie en raison de leur niveau d'éducation.

La dernière étape de notre analyse consiste en la représentation graphique de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs par centile de la distribution du logarithme des salaires. Pour ce faire, nous suivons la méthodologie proposée par Heywood et Parent (2012) qui consiste à simplement prendre la différence, par régressions lissées par centile, entre les distributions logarithmiques salariales factuelles et contrefactuelles de nos deux groupes estimées précédemment.

CHAPITRE 6

ANALYSE DES RÉSULTATS

Tel que décrit précédemment, nous utilisons trois méthodes pour mesurer le différentiel des salaires entre les immigrants et les natifs au Canada. En premier lieu, nous utilisons les résultats de nos régressions par MCO. Dans un deuxième temps, nous décomposons le salaire horaire en deux effets à l'aide de la méthode de Blinder-Oaxaca. En troisième lieu, nous utilisons la méthode DFL afin de décrire visuellement les différences factuelles et contrefactuelles salariales entre les immigrants et les natifs qui ressortent lors des régressions et des décompositions analysées précédemment. Finalement, nous abordons les limites qui se sont posées à la réalisation de ce mémoire.

6.1 Analyse régression pour l'ensemble des vagues de l'ÉLIA

Dans un premier temps, nous discutons des résultats obtenus lors des estimations effectuées par MCO pour les années 2012 et 2014. Essentiellement, nous portons un regard attentif sur l'interaction entre le statut d'immigrant et le vecteur de variables de compétences. Avant toute chose, on donne une attention aux résultats en ne considérant que les variables sociodémographiques. Les tableaux E.1 à E.3 de l'annexe E regroupent l'ensemble des régressions effectuées pour les deux vagues de l'ÉLIA.

6.1.1 Spécification de base

La première étape consiste à régresser le salaire horaire sur les variables indépendantes. Le modèle correspond à celui expliqué à la section 5.1 et le vecteur de variables explicatives regroupe l'ensemble des régresseurs sociodémographiques qui sont détaillés à la section 3.2.

6.1.1.1 ÉLIA 2012

La régression de base pour 2012 nous indique un effet négatif et significatif du fait d'être un immigrant sur le salaire horaire. Toutes choses étant égales par ailleurs, le fait d'être un immigrant diminue le salaire horaire de 8,4 % en moyenne. Parmi les autres résultats qui ont une interprétation économique : l'effet fortement significatif et négatif du genre féminin sur la variable dépendante, l'effet positif de l'âge et de sa concavité ainsi que l'effet positif de la scolarité sur le salaire horaire. Un autre fait important que l'on dégage des estimations est la non-significativité de la variable *immigrant* lorsque l'on ajoute toute l'information pertinente dans notre modèle. Plus précisément, on observe dans le tableau 6.1 que l'ajout des compétences cognitives diminue le coefficient *immigrant* de moitié. Ce résultat suggère qu'une bonne partie des différences observables entre les immigrants et les natifs se situe dans les compétences cognitives, et que ces dernières portent un avantage important à l'endroit des immigrants. À cet effet, nous observons si l'effet d'être immigrant est déplacé vers les compétences observées, à l'aide des variables d'interaction, à la section 6.1.2.1.

Tableau 6.1 Régressions par MCO - Coefficients de la variable immigrant - ÉLIA 2012

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES					
Immigrant	-0.084*** (0.025)	-0.048** (0.024)	-0.071*** (0.025)	-0.226*** (0.068)	-0.045* (0.024)

Source : Tableau E.1

On peut aussi constater au tableau E.1 que le fait d'être allophone cause un effet significativement négatif de 11,7 % en moyenne sur le salaire horaire par rapport à avoir l'anglais comme langue maternelle. Toutefois, les décompositions de Blinder-Oaxaca sont plus pertinentes du point de vue de l'interprétation de la langue maternelle. L'effet de dotation tient compte du fait qu'un grand nombre d'immigrants sont allophones, ce qui nous permet de comparer les salaires des deux groupes sur la base de la langue maternelle.

6.1.1.2 ÉLIA 2014

La régression analogue pour 2014 nous révèle des résultats similaires. L'effet d'être un immigrant sur le salaire horaire est significatif et négatif de l'ordre de 9,1 %. On observe le même type de résultat qu'en 2012 en ce qui concerne la non-significativité de la variable immigrant, lorsque nous ajoutons les vecteurs de compétences et les interactions (voir le tableau 6.2). Nous suggérons une réponse similaire ici. Peu de différences observables subsistent du point de vue des statistiques descriptives, ce qui se reflète dans la tendance des estimations de la régression. Généralement, on observe que les écarts types sont plus élevés. La cause est certainement le nombre d'observations beaucoup plus faible, qui est de 3 680 en 2014 comparativement à 5 444 en 2012. Nous aurions pu utiliser un plus large éventail de répondants dans notre régression, sauf que l'on aurait inclus injustement des répondants de l'enquête qui n'ont pas répondu au PEICA en 2012.

Tableau 6.2 - Régressions par MCO - Coefficients de la variable immigrant - ÉLIA 2014

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES					
Immigrant	-0.091*** (0.033)	-0.089*** (0.033)	-0.090*** (0.033)	-0.093** (0.036)	-0.088*** (0.033)

Source : Tableau E.3

6.1.2 Spécification de base et vecteurs de compétences

Cette seconde partie est la plus importante des deux afin de répondre partiellement à notre problématique. Le modèle correspond à celui détaillé à la section 5.1 et le vecteur de variables explicatives regroupe l'ensemble des régresseurs sociodémographiques et de compétences qui figurent à la section 3.2. On souhaite mesurer si le rendement des compétences est statistiquement différent pour les immigrants.

6.1.2.1 ÉLIA 2012

Dans un premier temps, les estimations du modèle (6) du tableau E.1 portent sur le fait de se situer dans l'une ou l'autre des catégories de compétences cognitives et non-cognitives sur le salaire horaire, et ce sans tenir compte des interactions. Il est important d'en parler afin de situer le contexte pour la suite, soit sur les différences entre les immigrants et les natifs.

Parmi les résultats aux tests cognitifs, le fait de se situer dans les catégories 4 ou 5 en numératie (par rapport à la catégorie omise) a un impact significatif et positif sur la variable dépendante. On observe aussi que les compétences en littératie ne sont pas liées à un salaire horaire plus élevé sur le marché du travail.

Pour ce qui est de l'autoévaluation de l'utilisation des compétences cognitives et non-cognitives en milieu de travail, on remarque quelques liens statistiques importants. En outre, l'utilisation de la lecture en milieu de travail aurait un impact positif et significatif lorsqu'elle se situe au-delà de 60 % de la tâche globale de l'employé par rapport à un individu qui n'utilise pas cette compétence au travail. De plus, l'utilisation de l'écriture en milieu de travail est garante d'un salaire horaire plus élevé lorsqu'elle représente plus de 20 % des tâches d'un employé par rapport à un employé n'utilisant pas l'écriture. Ce dernier résultat peut suggérer que les emplois, où l'utilisation de l'écriture est plus intensive, offrent en moyenne des salaires plus élevés. L'utilisation des compétences non-cognitives en milieu de travail n'a pas d'effet significatif sur le salaire horaire.

Analysons maintenant les résultats conditionnels au statut d'immigrant qui se situent à la section *Interaction avec immigrant* du modèle (7) situé au tableau E.1. Le tableau 6.3 et les figures 6.1 et 6.2 synthétisent les effets marginaux pour chaque niveau de compétence en fonction du groupe analysé.

Au *Chapitre 4 : Statistiques descriptives*, nous avons mentionné que les deux variables qui mesurent les résultats aux tests cognitifs sont fortement corrélées ($r = 0,9090$). C'est pourquoi nous avons exécuté les régressions (tableau E.2) en excluant puis en incluant les résultats aux tests cognitifs en numératie et en littératie, afin d'observer si les estimations changent considérablement. En outre, peu de différences

émergent de ces estimations, ce qui laisse croire qu'il est légitime d'interpréter les coefficients de ces deux variables lorsqu'elles sont incluses dans la même régression.

Tableau 6.3 Régressions par MCO - Interactions avec la variable immigrant - ÉLIA 2012

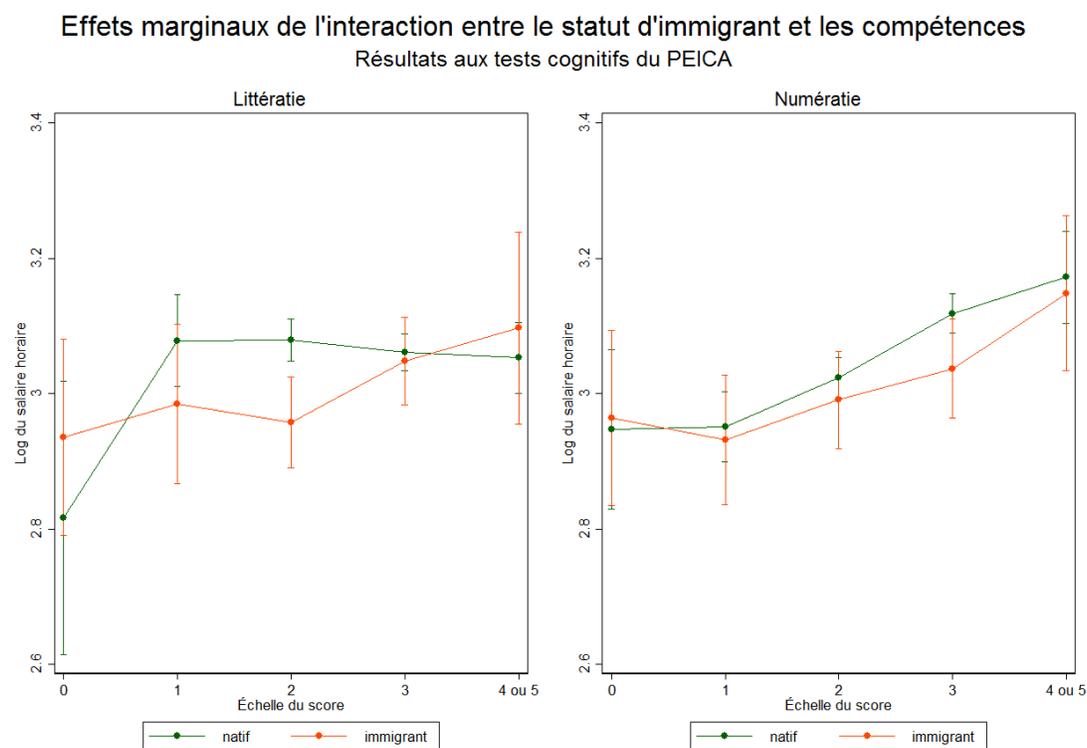
VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
INTERACTION AVEC IMMIGRANT							
TESTS COGNITIFS							
LITTÉRATIE							
Littératie = 0			-				-
Littératie = 1			-0.215** (0.109)				-0.213* (0.110)
Littératie = 2			-0.251** (0.122)				-0.241* (0.125)
Littératie = 3			-0.150 (0.135)				-0.133 (0.137)
Littératie = 4 ou 5			-0.099 (0.153)				-0.075 (0.155)
NUMÉRATIE							
Numératie = 0			-				-
Numératie = 1			-0.046 (0.072)				-0.037 (0.074)
Numératie = 2			-0.052 (0.092)				-0.050 (0.094)
Numératie = 3			-0.094 (0.103)				-0.099 (0.105)
Numératie = 4 ou 5			-0.016 (0.124)				-0.041 (0.124)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL							
NUMÉRATIE							
N'utilise pas cette compétence			-				-
20 % ou moins			-0.091 (0.069)				-0.095 (0.069)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %			-0.086 (0.059)				-0.088 (0.060)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %			-0.049 (0.059)				-0.048 (0.060)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %			-0.050 (0.056)				-0.048 (0.056)
Plus de 80 %			0.003				0.009

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
LECTURE			(0.063)				(0.062)
N'utilise pas cette compétence			-				-
20 % ou moins			-0.043 (0.072)				-0.056 (0.079)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %			0.055 (0.082)				0.018 (0.093)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %			0.083 (0.088)				0.063 (0.097)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %			0.105 (0.087)				0.083 (0.098)
Plus de 80 %			-0.033 (0.091)				-0.051 (0.103)
ÉCRITURE							
N'utilise pas cette compétence			-				-
20 % ou moins			0.123** (0.060)				0.141** (0.060)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %			0.043 (0.073)				0.055 (0.071)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %			0.047 (0.072)				0.056 (0.071)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %			-0.005 (0.070)				0.005 (0.070)
Plus de 80 %			0.041 (0.078)				0.046 (0.077)
COMPÉTENCES NON-COGNITIVES							
INFLUENCE							
N'utilise pas cette compétence					-		-
20 % ou moins					0.102 (0.072)		0.070 (0.073)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %					0.053 (0.076)		0.015 (0.078)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %					0.035 (0.077)		-0.021 (0.081)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %					0.044 (0.079)		-0.010 (0.085)
Plus de 80 %					0.001 (0.089)		-0.056 (0.095)
PLANIFICATION							
N'utilise pas cette compétence					-		-
20 % ou moins					0.099* (0.059)		0.064 (0.057)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %					0.117		0.089

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
Plus de 40 % jusqu'à 60 %					(0.072) 0.123*		(0.070) 0.077
Plus de 60 % jusqu'à 80 %					(0.066) 0.161**		(0.063) 0.136**
Plus de 80 %					(0.072) 0.138*		(0.068) 0.112
					(0.083)		(0.081)

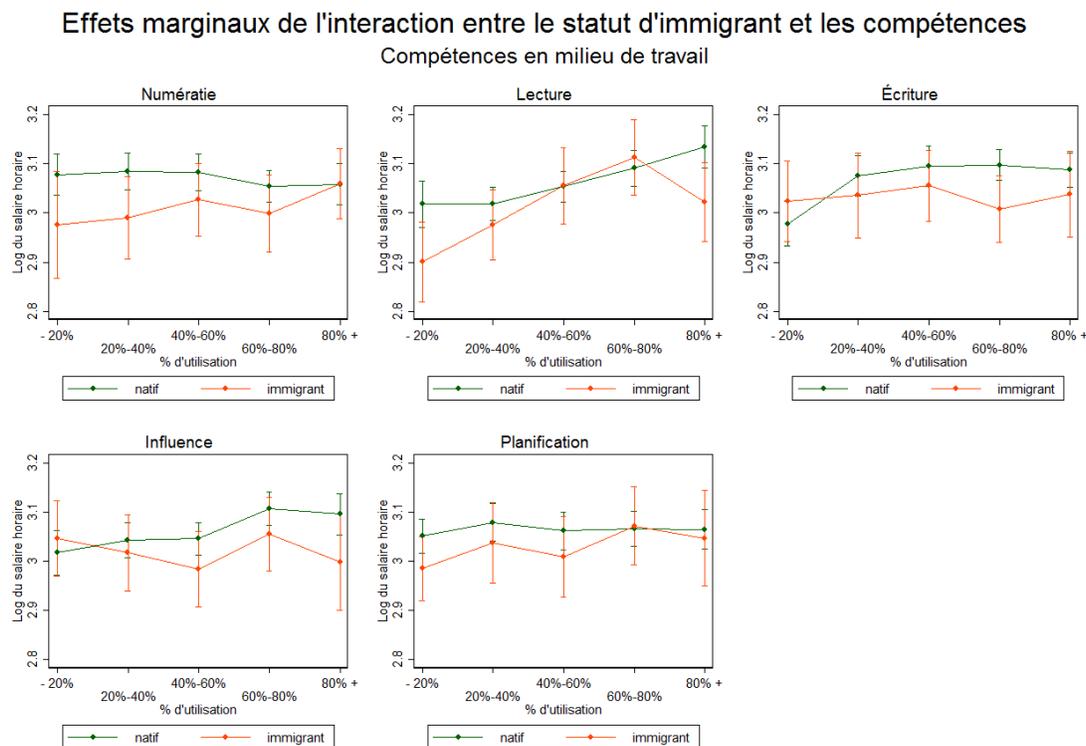
Source : Tableau E.1

Figure 6.1 - Effets marginaux de l'interaction entre le statut d'immigrant et les résultats aux tests cognitifs en littératie et numératie



ÉLIA 2012

Figure 6.2 - Effets marginaux de l'interaction entre le statut d'immigrant et l'autoévaluation de l'utilisation des compétences cognitives et non-cognitives en milieu de travail



ÉLIA 2012

Nos résultats suggèrent que les rendements des compétences en littératie et en numératie ne sont guère différents en fonction du groupe d'intérêt. Aussi, le fait d'être situé dans n'importe laquelle catégorie en numératie n'indique pas de différences significatives entre les deux groupes. Or, on observe que l'effet d'être un immigrant faible en littératie (classé 1 ou 2) est négatif et significatif à un niveau de confiance de 90 %. Cet effet est en moyenne de -21,3 % pour un immigrant classé au niveau 1 et de -24,1 % pour un immigrant de niveau 2.

Ces derniers résultats sont à prendre avec précaution, puisque les écarts types associés à ces variables sont relativement élevés. Par contre, ceux-ci vont dans le même sens que la littérature (voir Ferrer et al., 2006). Les immigrants ayant des compétences faibles en rédaction et en compréhension de textes vont être pénalisés sur le marché de l'emploi par un salaire horaire espéré moins élevé que ceux obtenus par les natifs. Cette

tendance se reflète d'une façon analogue par l'indice d'utilisation de l'écriture en milieu de travail. On observe que les immigrants utilisant pour 20 % ou moins de ce type de compétence dans le cadre de leur travail ont en moyenne un salaire espéré de 14,1 % plus élevé en moyenne que les natifs.

Le raisonnement peut sembler paradoxal, mais il en est tout autrement. Comme les immigrants présentent de meilleures caractéristiques que les natifs, le marché du travail les discrimine moins dans le bas de la distribution des salaires. Selon l'argument théorique soulevé par Ferrer et al. (2006), ce lien statistique nous invite à penser que les immigrants du bas de l'échelle salariale sont payés plus fidèlement en fonction de leur produit marginal que ceux situés dans le haut de la distribution.

Cependant, cet effet suggère que les immigrants fortement éduqués sont surreprésentés dans le bas de la distribution des salaires. En effet, des rigidités sur le marché de l'emploi, quant à l'embauche d'immigrants ayant reçu leur plus haut niveau d'études dans leur pays d'origine, pourraient majoritairement reléguer ces derniers dans le bas de la distribution des salaires³⁰. De plus, la croissance des exigences professionnelles³¹ au cours des dernières années prive les immigrants de pouvoir travailler dans les domaines où ils ont été formés dans leur pays d'origine.

Finalement, hormis la planification au travail lorsqu'elle représente de 60 % à 80 % de la tâche d'un individu par rapport à un individu n'utilisant pas cette compétence, les indices d'utilisation des compétences non-cognitives ne différent pas significativement les natifs des immigrants sur la base du salaire horaire.

6.1.2.2 ÉLIA 2014

Pour ce qui est de la deuxième vague de l'Étude, rappelons que l'on s'attarde principalement à l'effet d'une augmentation du score dans l'échelle du « Big Five » sur le salaire horaire. On prête aussi une attention à la variable d'autoévaluation de l'évolution des compétences entre 2012 et 2014. Cette dernière agit comme argument pour motiver la comparabilité des deux vagues de l'ÉLIA sur le plan des compétences cognitives et non-cognitives observées.

³⁰ Voir Dustmann et al. (2013) à ce sujet.

³¹ <http://www.bloomberg.com/view/articles/2015-07-30/obama-sees-the-light-on-job-licenses>

Les régressions sans interactions pour le statut d'immigrant (modèle (6) du tableau E.3) nous dévoilent que certaines variables du « Big Five » ont un impact significatif et important sur la variable dépendante. Une augmentation marginale des indices d'agréabilité et de névrosisme sont associés à des effets significativement négatifs sur la variable dépendante. Cela peut sembler paradoxal que plus l'indice d'agréabilité augmente, moins le salaire espéré est élevé. Or, le coefficient n'est que de -2,0 %, ce qui signifie que l'effet n'est que faiblement négatif. De plus, nous nous intéressons aux différences des traits de personnalité entre les deux groupes (voir le reste de la section). Quant aux indices d'ouverture et d'extroversion, on ne peut rejeter l'hypothèse nulle que les coefficients sont significativement différents de zéro.

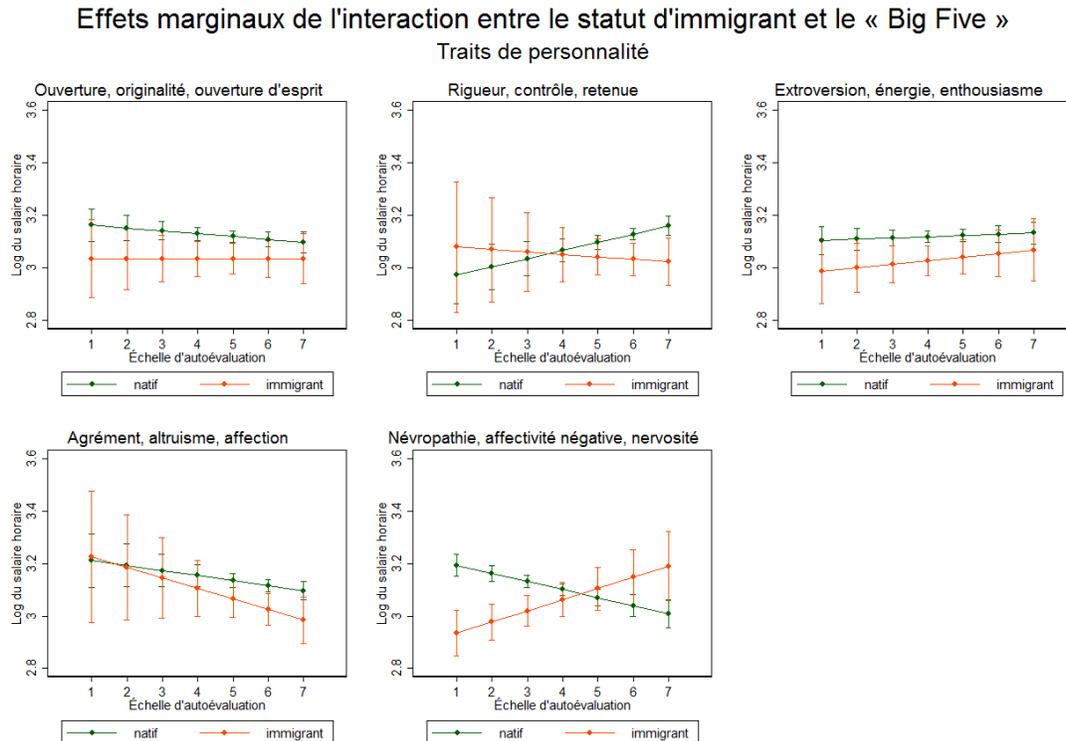
Il est important d'interpréter le coefficient estimé de l'interaction entre les variables analysées précédemment et le statut d'immigrant. La section *Interaction avec immigrant* du modèle (7) situé au tableau E.3 regroupe les interactions entre le statut d'immigrant et les différents niveaux de compétences. Le tableau 6.4 et la figure 6.3 résument les effets marginaux de ces interactions.

Tableau 6.4 - Régressions par MCO - Interactions avec la variable immigrant - ÉLIA 2014

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
INTERACTION AVEC IMMIGRANT							
BIG FIVE							
Ouverture, originalité, ouverture d'esprit			0.011				0.011
			(0.019)				(0.019)
Rigueur, contrôle, retenue			-0.041				-0.040
			(0.028)				(0.028)
Extroversion, énergie, enthousiasme			0.009				0.009
			(0.019)				(0.019)
Agrément, altruisme, affection			-0.020				-0.021
			(0.028)				(0.028)
Névropathie, affectivité négative, nervosité			0.072***				0.073***
			(0.017)				(0.017)
AMÉLIORATION DES COMPÉTENCES							
S'est beaucoup amélioré					0.012		0.032
					(0.050)		(0.050)

Source : Tableau E.3

Figure 6.3 Effets marginaux de l'interaction entre le statut d'immigrant et le « Big Five »



ÉLIA 2014

Nous observons qu'aucun des traits de personnalité du « Big Five », hormis le névrosisme, ne procure de rendement marginal différent en fonction du statut d'immigrant. Une augmentation de l'indice d'agréabilité ne cause pas d'écart significatif entre les deux groupes, contrairement à ce qui est observé lorsque l'on ne considère pas les interactions. Toutes choses étant égales par ailleurs, une augmentation de 1 % de l'indice de névrosisme cause un écart salarial de 7,3 % en faveur des immigrants. Ce résultat montre qu'un écart significatif important est causé par les différences de ce trait de personnalité. L'écart salarial causé par ce trait de personnalité suggère aussi que les immigrants sont plus instables émotionnellement, ce qui les désavantagerait sur le marché de l'emploi. Toutefois, la littérature ne nous informe que très peu sur les raisons sous-jacentes à cet écart causé par les différences entre les deux groupes.

Dans un dernier lieu, on note que le rendement de l'évolution des compétences entre les deux années n'est pas significativement différent pour les immigrants. L'évolution

des compétences de la première à la deuxième vague de l'ÉLIA n'a donc pas causé un écart salarial significatif entre les immigrants et les natifs.

6.2 Analyse de décomposition des moyennes pour l'ensemble des vagues de l'ÉLIA

À cette étape de l'analyse, nous reprenons le modèle de décomposition des moyennes de Blinder (1973) et Oaxaca (1973) détaillé à la section 5.2.1. Rappelons que cette méthode consiste simplement à prendre la différence entre les valeurs prédites du salaire horaire des immigrants et des natifs. Puis, l'exercice consiste en la décomposition à deux volets de cette différence en un effet expliqué et un effet non-expliqué. Rappelons que cette méthode, contrairement à la régression par MCO, dévoile quelle part de l'écart salarial vient des différences de dotation entre les deux groupes. Ultimement, cette technique nous permet de documenter la contribution des compétences cognitives et non-cognitives aux deux types d'effets estimés.

Les prochaines sections visent à expliciter et vulgariser les résultats dégagés par cette méthode d'estimation. On souhaite aussi les comparer avec les résultats issus de l'approche par régression (MCO). Les tableaux F.1 à F.4 de l'annexe F comprennent l'ensemble des décompositions pour les deux vagues de l'ÉLIA.

6.2.1 Spécification de base

La spécification de base est quelque peu différente de celle utilisée lors de l'approche par régression (MCO). Nous analysons les résultats en incluant puis en excluant les variables polytomiques de l'équation. Pour des raisons expliquées plus tard, l'inclusion de la langue maternelle change considérablement les coefficients associés aux portions expliquées et non-expliquées. Rappelons que ces variables comprennent aussi l'industrie et la province de résidence.

6.2.1.1 ÉLIA 2012

La décomposition de base (colonnes (1) à (3) des tableaux 6.5 et F.1), qui ne tient pas compte des variables catégoriques et des compétences observées, nous dévoile un écart salarial moyen de 4,8 % en faveur des natifs. Ce chiffre est le résultat de deux mouvements contraires. D'une part, la portion expliquée nous indique l'ajustement salarial moyen que subiraient les immigrants s'ils étaient dotés des caractéristiques des natifs. Cet effet de dotation diminuerait de 11,9 % le salaire des immigrants relativement aux natifs. Les différences dans les caractéristiques individuelles avantageraient donc les immigrants sur le plan salarial, si les deux groupes étaient rémunérés uniquement en fonction de leurs propres caractéristiques. D'une autre part, la partie non-expliquée, souvent associée à de la discrimination, contribue à accroître l'écart salarial de 16,7 % en faveur des natifs. La différence entre ces deux effets est l'écart prédit par le modèle du salaire horaire en pourcentage entre les deux groupes d'intérêt. Or, ce qui nous intéresse est la variation des deux composantes de l'écart prédit lorsque l'on ajoute de l'information, soit par l'inclusion des variables mesurant les compétences observées (ce que nous faisons à la section 6.2.2).

Tableau 6.5 - Sommaire des décompositions - ÉLIA 2012

VARIABLES	(1) Variables de contrôle	(2) Var. de contr. + var. cat.	(3) Var. de contr. + compétences	(4) Var. de contr. + var. cat. + comp.
DÉCOMPOSITION				
Natifs	3.065*** (0.009)	3.065*** (0.009)	3.065*** (0.009)	3.065*** (0.009)
Immigrants	3.017*** (0.021)	3.017*** (0.021)	3.017*** (0.021)	3.017*** (0.020)
Différence	0.048** (0.023)	0.048** (0.022)	0.048** (0.023)	0.048** (0.022)
Expliqué	-0.119*** (0.012)	-0.029 (0.022)	-0.041*** (0.014)	0.011 (0.022)
Non-expliqué	0.167*** (0.021)	0.077*** (0.026)	0.089*** (0.021)	0.037 (0.025)

Source : Tableau F.1

6.2.1.2 ÉLIA 2014

La décomposition pour 2014 (colonnes (1) à (3) des tableaux 6.6 et F.2) brosse un portrait semblable à celle de 2012, bien que plus nuancé. L'écart prédit entre les deux groupes n'est que significatif et positif pour les natifs à un niveau de confiance de 90 %. Ces différences par rapport à la première vague sont attribuables au plus faible nombre d'observations qui entraîne des écarts types plus élevés. Toutefois, les portions expliquées et non-expliquées sont individuellement significatives et semblables à ce qui est estimé en 2012.

Tableau 6.6 - Sommaire des décompositions - ÉLIA 2014

VARIABLES	(1) Variables de contrôle	(2) Var. de contr. + var. cat.	(3) Var. de contr. + compétences	(4) Var. de contr. + var. cat. + comp.
DÉCOMPOSITION				
Natifs	3.110*** (0.012)	3.110*** (0.011)	3.110*** (0.011)	3.110*** (0.011)
Immigrants	3.056*** (0.027)	3.056*** (0.026)	3.056*** (0.026)	3.056*** (0.026)
Différence	0.054* (0.029)	0.054* (0.028)	0.054* (0.029)	0.054* (0.028)
Expliqué	-0.098*** (0.014)	-0.037 (0.027)	-0.096*** (0.015)	-0.032 (0.027)
Non-expliqué	0.152*** (0.027)	0.091*** (0.035)	0.150*** (0.027)	0.087** (0.035)

Source : Tableau F.2

6.2.2 Spécification de base et vecteurs de compétences

Pour augmenter notre niveau d'analyse et ajouter des éléments de réponse à notre problématique de recherche, nous ajoutons les vecteurs de compétences aux variables explicatives. De cette façon, nous mesurons la contribution des compétences cognitives et non-cognitives observées aux deux portions de la décomposition.

6.2.2.1 ÉLIA 2012

Plusieurs résultats intéressants (colonnes (7) à (9) du tableau F.1) apparaissent lorsqu'on les met en perspective avec les premiers résultats de l'approche par régression (MCO) et de la première décomposition décrite. Tout d'abord, on calcule que l'ajout de ces variables augmente considérablement le pourcentage associé à la portion expliquée (-11,9 % à -4,1 %) alors qu'il diminue le terme de la partie non-expliquée (16,7 % à 8,9 %). L'effet de dotation moyen en défaveur des immigrants serait donc moins important que dans la spécification de base, ce qui signifie probablement que le modèle est mieux spécifié et plus précis, mais que les immigrants sont tout de même dotés de meilleures caractéristiques que les natifs.

La diminution de l'effet de structure (non-expliqué) permet de voir que l'ajout d'informations dans le modèle réduit le bruit, et ce de façon importante. Tout nous indique ici que l'apport des compétences cognitives observées est relativement grand, ce qui est cohérent avec le résultat concernant la non-significativité de la variable *immigrant* lors de l'approche régression.

Dès que l'on ajoute les variables catégoriques à la décomposition (colonnes (10) à (12)), on constate que les effets de dotation et de structure ne sont plus significatifs. Cependant, l'amplitude et la significativité des variables individuelles ne changent pas, ce qui nous laisse croire qu'une variable parmi les trois ajoutées serait responsable de ce changement important.

En effet, lorsque l'on retire la langue maternelle de l'équation au tableau F.3, les deux effets deviennent significatifs et du même signe que précédemment. Ce résultat est fort intéressant, dans le sens où il suggère que la langue maternelle est un facteur important qui distingue les immigrants et les natifs. Comme l'exclusion de cette variable nous permet de mieux comparer les deux groupes sur la base de l'effet de dotation, associé au fait que la langue maternelle est majoritairement une autre langue que l'anglais ou le français pour la grande majorité des immigrants, nous faisons l'hypothèse qu'il est tout à fait légitime de l'exclure pour tirer des conclusions à ce mémoire. De plus, la langue maternelle ne tient pas compte de la langue parlée par les individus au travail et dans la vie de tous les jours.

6.2.2.2 ÉLIA 2014

Le principal intérêt de la deuxième vague de l'ÉLIA vient de l'ensemble des traits de personnalité du « Big Five ». Un peu à l'image de l'approche régression (MCO), l'ajout de ces variables dans notre décomposition ne fait à peu près pas varier les effets de dotation et de structure pour l'année 2014. Pour ce qui est de l'effet expliqué, les deux seuls traits significatifs sont l'agréabilité et le névrosisme. Bien que les signes de ces coefficients vont dans le sens espéré, leur amplitude est bien mince (voir les colonnes (8) à (9) du tableau F.2). Ceci nous confirme que les différences observables, sur le plan des compétences non-cognitives entre les immigrants et les natifs, n'ont qu'un faible impact sur l'écart salarial prédit. À l'image des résultats avancés par Heckman et al. (2006), nos décompositions montrent que le pouvoir explicatif des compétences non-cognitives est relativement faible par rapport à celui des compétences cognitives.

À l'image de ce qui est observé en 2012, l'inclusion des variables polytomiques réduit les coefficients associés aux deux portions de la décomposition. Bien que d'amplitude moindre, la partie non-expliquée demeure significative. On observe le même schéma qu'en 2012 (tableau F.4) lorsque l'on soustrait la langue maternelle de l'équation.

6.3 Analyse des distributions contrefactuelles

Dans cette dernière partie d'analyse, nous utilisons la méthode détaillée à la section 5.2.2 afin d'analyser les distributions factuelles et contrefactuelles estimées de façon semi-paramétrique. En outre, celles-ci permettent de valider et compléter ce qui ressort des sections 6.1 et 6.2.

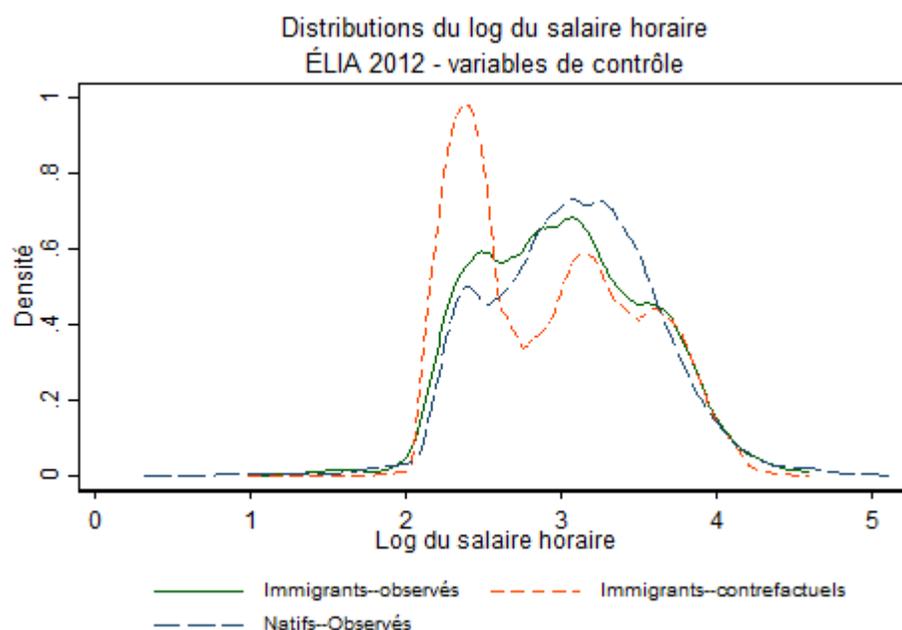
6.3.1 Spécification de base

Pour des fins de modélisation, la spécification de base regroupe toutes les variables sociodémographiques énumérées à la section 3.2. De plus, nous ne faisons l'exercice que

pour la première vague de l'Étude³². Dans les sections précédentes, nous avons motivé empiriquement la comparabilité des deux vagues de l'Étude.

La première étape consiste à estimer les densités factuelles et contrefactuelles du salaire horaire. Nous traçons uniquement la densité contrefactuelle des immigrants, soit par l'attribution des caractéristiques des natifs aux immigrants. Ce choix méthodologique est motivé par la recherche des causes de la discrimination négative envers les immigrants sur le marché du travail. La figure 6.4 représente ces densités :

Figure 6.4 - Densités factuelles et contrefactuelle du salaire horaire



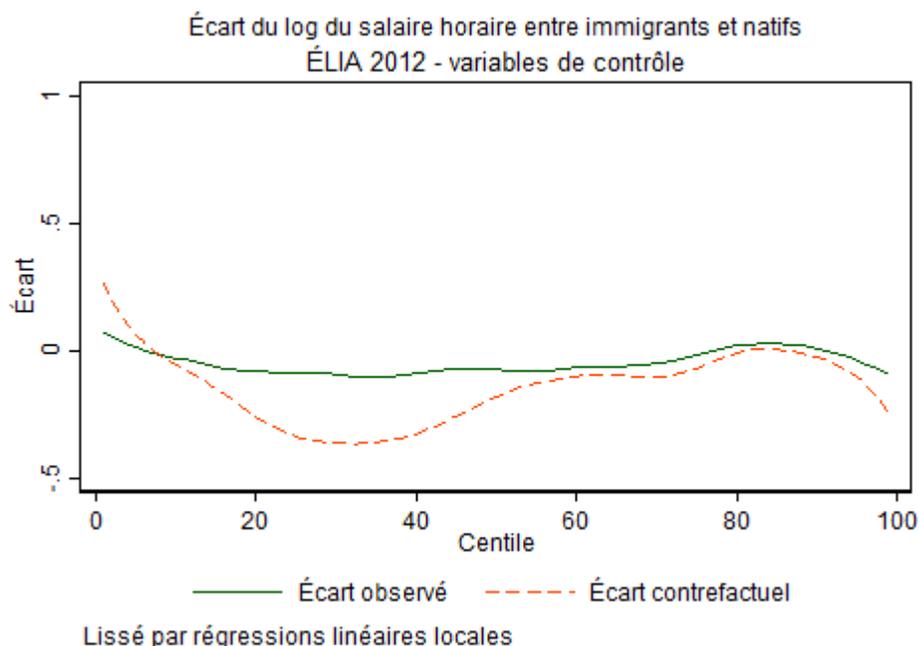
la courbe contrefactuelle nous montre, qu'en vertu de l'attribution des caractéristiques des natifs aux immigrants, ces derniers seraient beaucoup plus nombreux dans le bas de la distribution. Cela signifie, qu'en moyenne, les natifs sont dotés de caractéristiques plus faibles que les immigrants.

Jusqu'à maintenant dans ce chapitre, nous avons parlé du salaire horaire en termes d'écart entre les immigrants et les natifs. La représentation graphique par centile de

³² Le contrôle de confidentialité de Statistique Canada nous empêche d'effectuer les mêmes manipulations pour la deuxième vague de l'ÉLIA. Toutefois, nous avons montré que les deux années sont comparables.

l'écart salarial entre les immigrants et les natifs permet de mieux compléter les résultats avancés jusqu'ici :

Figure 6.5 - Écart par centile du salaire horaire



où nous observons que l'écart contrefactuel se creuse majoritairement entre les 10ième et 50ième centiles. La figure 6.5 montre donc que les différences entre les deux groupes sont plus importantes du bas jusqu'au centre de la distribution des salaires. En allant au-delà de l'analyse des moyennes et en discutant toujours en termes relatifs, on peut constater que les natifs se situant dans le bas de distribution des salaires horaires sont surévalués sur le marché du travail par rapport aux immigrants. La surreprésentation des immigrants fortement éduqués dans le bas de l'échelle des salaires est une hypothèse plausible pour motiver cette observation. Tel qu'expliqué plus tôt, les rigidités législatives sur le marché du travail canadien quant à l'embauche d'immigrants éduqués pourraient mener ces derniers dans des emplois où ils sont sous-payés et surqualifiés.

6.3.2 Spécification de base et vecteurs de compétences

La dernière étape de cette analyse consiste à ajouter les vecteurs de variables représentant les compétences cognitives et non-cognitives dans l'estimation du modèle probit afin d'obtenir de nouvelles courbes contrefactuelles. Ainsi, on peut observer l'incidence qu'ont ces variables sur la distribution de la variable dépendante.

À des fins d'illustration, voyons comment la distribution contrefactuelle varie conditionnellement à l'ajout des variables représentant les compétences non-cognitives uniquement :

Figure 6.6 - Densités factuelles et contrefactuelle du salaire horaire

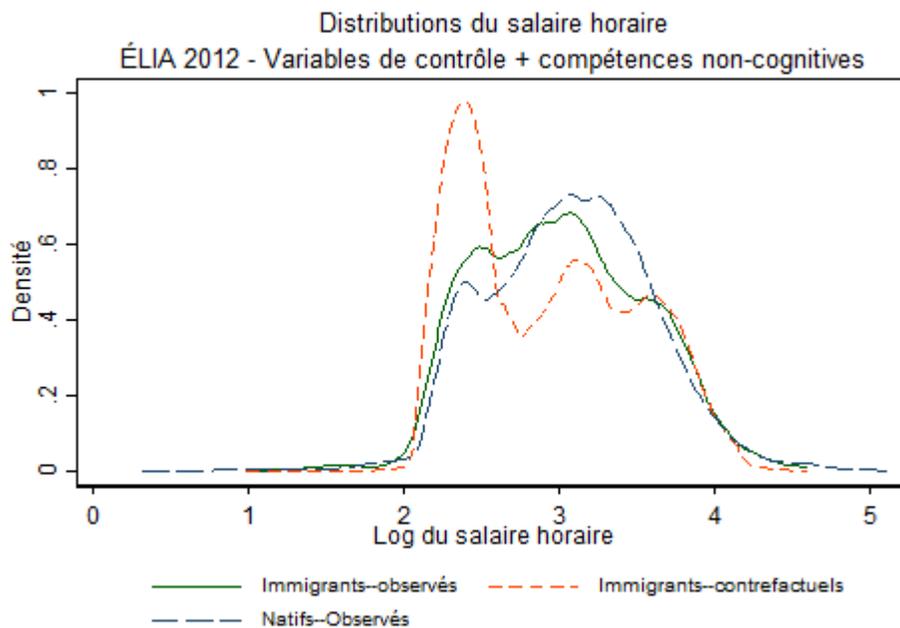
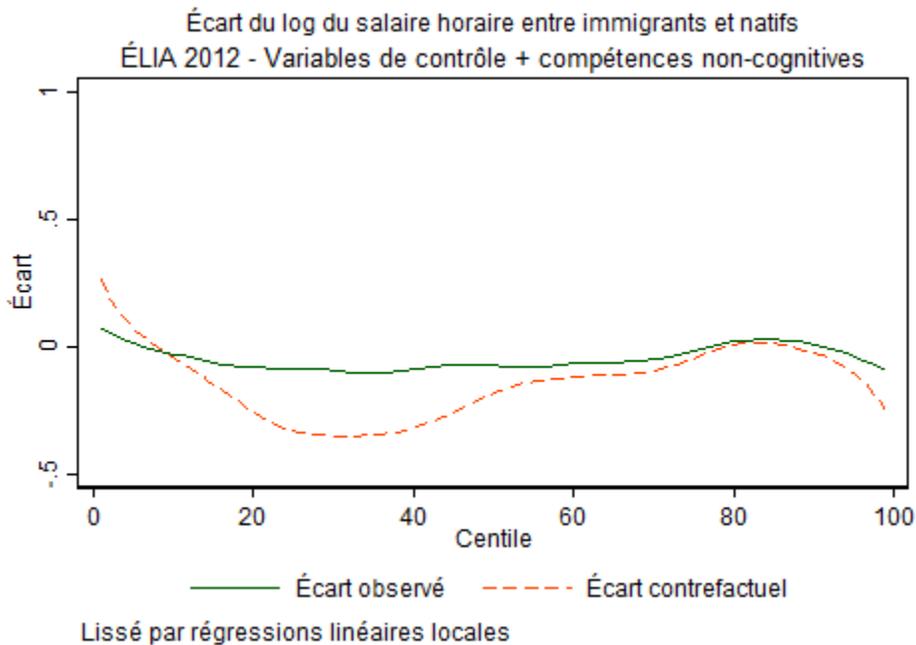


Figure 6.7 - Écart par centile du salaire horaire



où les différences d'avec les figures 6.4 et 6.5 sont à peine perceptibles. Cela complète un résultat dégagé à la fois de l'approche régression (MCO) et de l'analyse de décomposition des moyennes : les compétences non-cognitives n'ont qu'un impact limité dans la détermination de l'écart salarial entre les deux groupes. L'inclusion de ces dernières dans la pondération de la distribution contrefactuelle des immigrants ne modifie pratiquement pas l'allure de la densité salariale.

Toutefois, lorsque l'on ajoute l'ensemble des compétences cognitives, le résultat est tout autre :

Figure 6.8 - Densités factuelles et contrefactuelle du salaire horaire

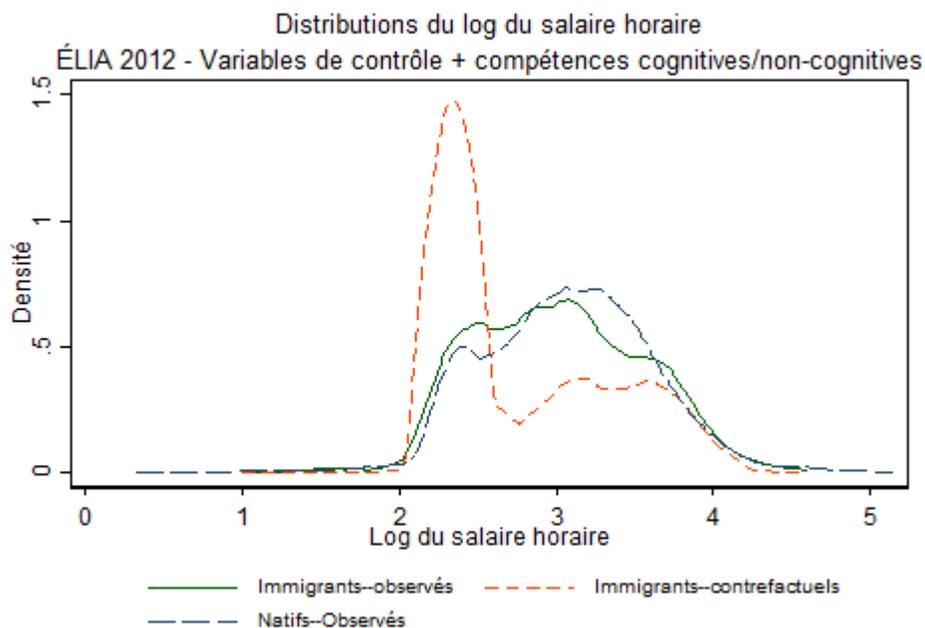
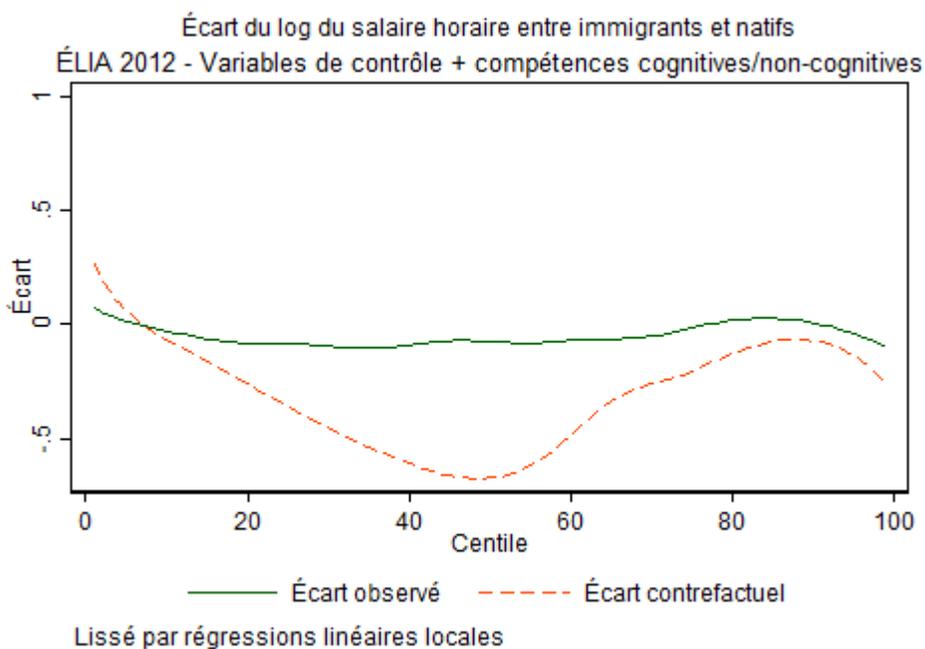


Figure 6.9 - Écart par centile du salaire horaire



où l'écart salarial contrefactuel observé à la figure 6.9 est largement accentué par l'ajout des compétences cognitives dans l'équation. Pour ainsi dire, si les immigrants étaient dotés de compétences cognitives semblables aux natifs, ceux-ci se retrouveraient à être

dans une position salariale beaucoup plus désavantageuse, surtout pour ceux situés dans le bas de la distribution des salaires. Ce type d'analyse soutient le résultat général de la décomposition de Blinder-Oaxaca et suggère que les natifs sont surévalués par rapport aux immigrants sur le marché de l'emploi en vertu des caractéristiques observées. En outre, les compétences cognitives différencient conjointement et positivement les immigrants, mais les répercussions souhaitées ne se réalisent pas d'un point de vue salarial.

6.4 Limites de l'Étude

Les paramètres estimés dans l'ensemble des méthodes d'estimation sont robustes d'un point de vue statistique. Toutefois, ceux-ci peuvent être sensibles à certaines sources de biais.

Une première source d'endogénéité potentielle importante peut venir de la simultanéité entre le salaire horaire et les compétences. Ces dernières étant mesurées dans un même espace temporel que la variable dépendante, on ne peut déterminer avec certitude si les compétences causent le salaire ou si c'est plutôt l'inverse. Une stratégie d'estimation par variable instrumentale aurait pu nous fournir des estimés sans biais de la relation entre les compétences et le salaire. Toutefois, quelques raisons provenant de la littérature énoncées dans le paragraphe suivant nous invitent à penser que ce problème de simultanéité n'est pas important.

Heckman (2012) soutient que les investissements en capital humain effectués dès le plus jeune âge causent des salaires plus importants dans le futur que ceux réalisés lorsque l'individu est sur le marché du travail³³. Il note que les interventions en très bas âge permettent de développer les compétences cognitives ainsi que la personnalité, de façon à poser les bases de la réussite à l'école et sur le marché de l'emploi à long terme. Dans le même ordre d'idées, Bouchard et Loehlin (2001), dans leur revue de littérature sur la question, montrent que de 40 % à 60 % de la variation dans les traits de personnalité des individus proviennent de l'hérédité. En somme, c'est donc dire qu'une

³³ Rappelons que notre sous-échantillon est constitué d'employés uniquement.

petite partie des traits de personnalité se développent au fil du temps et que ces dernières sont surtout importantes en très jeune âge.

Une autre limite vient de l'objectif premier de ce mémoire qui consiste à analyser le rendement des compétences sur une dimension longitudinale : les sujets traités dans l'ÉLIA ne reviennent pas à chaque vague³⁴. C'est pourquoi nous avons traité les données transversalement. À l'aide de méthodes d'estimation de panel³⁵, il aurait été pertinent d'estimer l'apport de la progression des compétences à travers le temps. Toutefois, comme nous l'avons mentionné plus tôt, tout indique que les deux vagues sont comparables d'un point de vue empirique puisqu'elles sont proches dans l'espace temporel. De plus, les statistiques descriptives associées aux observations des deux vagues sont similaires. S'ils avaient été mesurés dans la même année, il aurait été intéressant d'insérer les traits de personnalité du « Big Five » ainsi que les tests cognitifs du PEICA dans la même équation. Nous aurions pu tester leurs effets joints sur le salaire horaire et déterminer l'apport de chacune de ces variables à l'écart salarial prédit par la décomposition des moyennes.

Finalement, le nombre d'observations nous limite quant à la possibilité de donner une certaine extension à l'analyse de résultats. La raison est que nous utilisons un sous-échantillon restreint d'individus. En ce sens, nous avons réduit au minimum l'échantillon de l'ÉLIA afin d'obtenir le plus possible des estimateurs convergents de nos relations économétriques d'intérêt.

³⁴ Avant d'avoir accès formellement aux données, ce n'était pas clair si les mêmes sujets étaient traités à chaque vague de l'Étude.

³⁵ En prenant soin d'exécuter le test de Hausman pour choisir le modèle qui décrit le mieux les données.

CHAPITRE 7

CONCLUSION

Cette recherche s'inscrit dans la lignée des études qui s'intéressent aux déterminants de l'écart salarial observé entre les immigrants et les natifs au Canada. En outre, le défi est d'identifier la partie qui n'est pas attribuable à de la discrimination sur le marché de l'emploi. On souhaite trouver, à l'aide de techniques économétriques simples et d'intérêt ainsi que des données de l'ÉLIA, des liens significatifs nous permettant d'atteindre notre but.

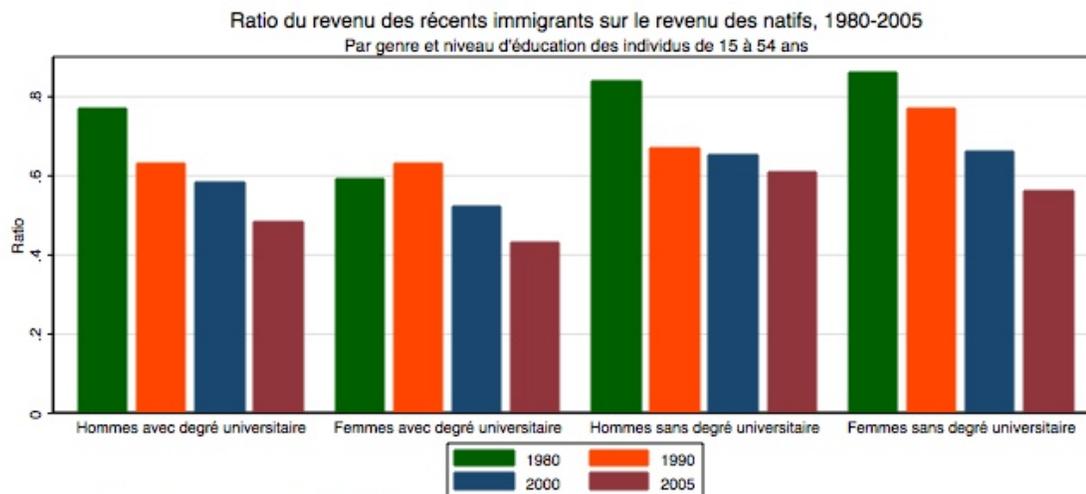
Notre objectif est d'unir deux littératures. *Primo*, l'identification des compétences cognitives et non-cognitives ayant un impact significatif sur le salaire horaire. *Secundo*, l'étude des déterminants des écarts salariaux entre les immigrants et les natifs canadiens. En ce sens, l'établissement d'un lien entre ces deux littératures distinctes représente une contribution à l'étude de l'économie du marché du travail.

Cette recherche démontre que l'écart salarial est positif et significatif en faveur des natifs au Canada. Nos régressions avec vecteurs de compétences et variables d'interaction pour le statut d'immigrant illustrent le faible pouvoir explicatif, hormis quelques variables ne permettant pas de dégager une tendance claire, des compétences cognitives et non-cognitives dans la détermination du différentiel salarial. Les décompositions des moyennes dévoilent qu'une bonne partie de l'écart salarial est attribuable à un effet non-expliqué, que l'on pourrait nommer à tort ou à raison de la discrimination sur le marché de l'emploi. Toutefois, on découvre que les immigrants ont un avantage (dotation) considérable sur les natifs en vertu de l'ensemble des variables explicatives utilisées dans notre analyse. Notamment, les compétences cognitives différencient les deux groupes contrairement aux compétences non-cognitives qui n'ont presque pas d'impact sur l'écart salarial. Finalement, notre extension aux distributions factuelles et contrefactuelles montre, qu'en faveur des immigrants, la contribution des compétences cognitives à l'écart salarial contrefactuel est particulièrement marquée dans le bas et le milieu de la distribution des salaires.

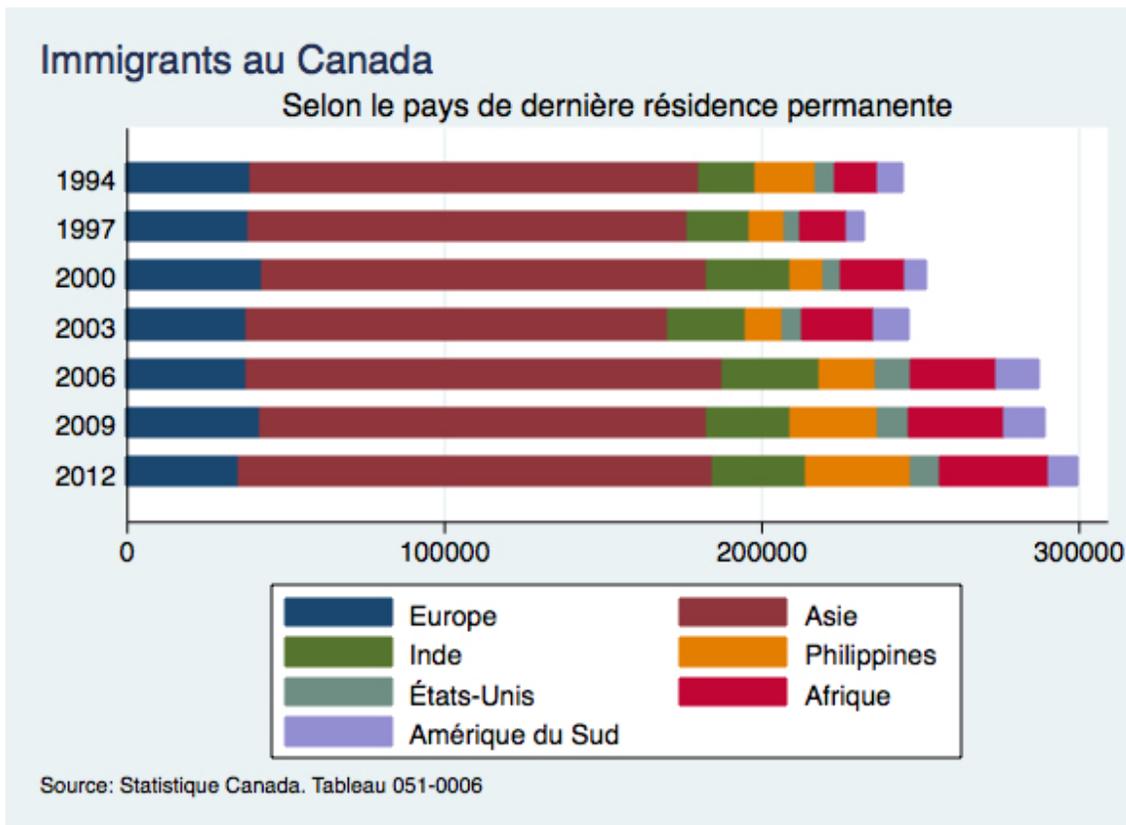
Les résultats avancés confirment l'intérêt de l'étude du rôle des compétences dans la détermination de l'écart salarial entre les immigrants et les natifs. Le principal défi pour les recherches futures consiste en l'identification de mesures robustes des compétences non-cognitives. Celles-ci étant très variées dans la littérature contrairement aux compétences cognitives, il y a là un vaste champ de recherche qui ne fait pas consensus.

Par ailleurs, il importerait de poursuivre l'analyse de Fortin et al. (2016) sur la relation entre le lieu du plus haut niveau d'étude d'un immigrant et son salaire horaire, mais à l'aide de microdonnées. Notamment, il serait intéressant d'aller plus loin et documenter la relation statistique entre ce lieu, les compétences cognitives et non-cognitives observées et l'écart salarial espéré entre les immigrants et les natifs au Canada. Une analyse comparative des trois grandes villes canadiennes jumelée à la différenciation entre les immigrants récents et les immigrants établis depuis longtemps serait aussi un ajout pertinent afin de mieux identifier les causes de l'écart salarial prédit entre les deux groupes au Canada.

ANNEXE A



ANNEXE B



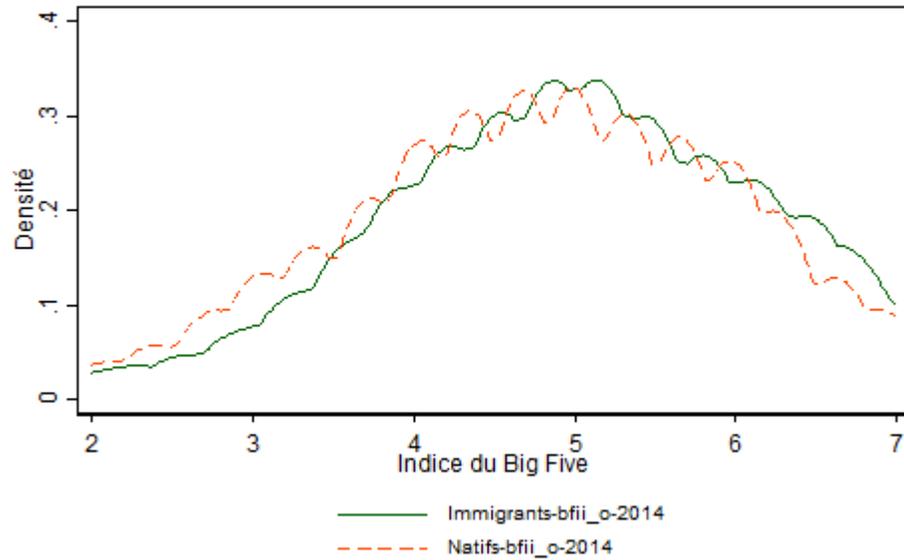
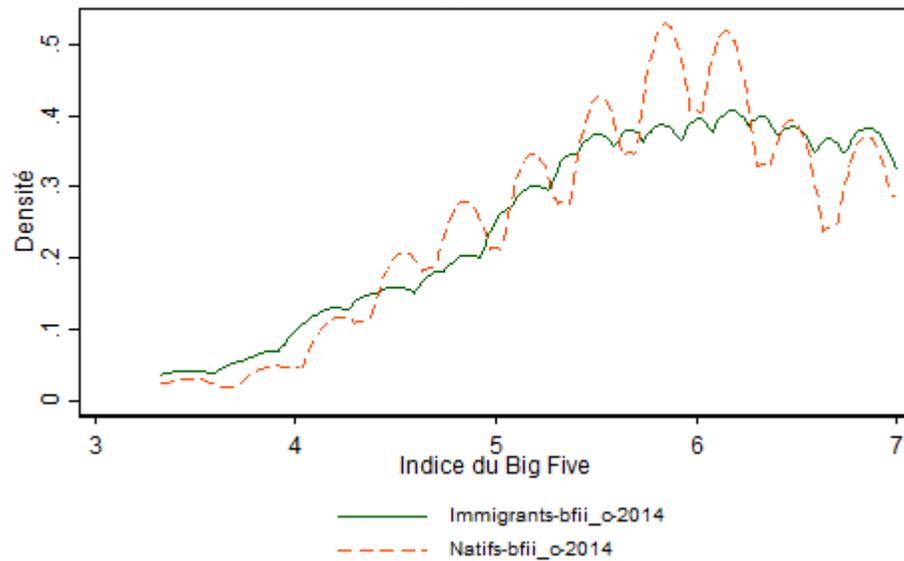
ANNEXE C

Annexe 1 : Contenu de l'ELIA

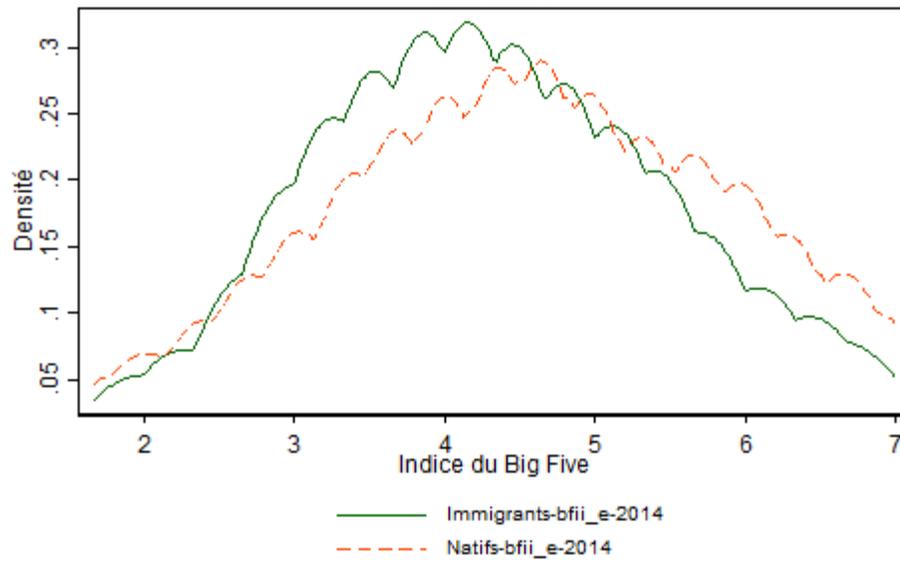
Contenu	Vague 1 2012	Vague 2 2014
Éducation		
Courant		
<i>Études actuelles</i>		X
<i>Titres de compétences complétés</i>		X
<i>Financement études postsecondaires</i>		X
<i>Attentes</i>		X
Historique		
<i>École secondaire</i>	X	X
<i>Plus haut niveau achevé</i>	X	X
<i>Nombre d'années complétées</i>	X	X
Travail		
Courant		
<i>Statut actuel sur le marché du travail</i>	X	X
<i>Vecteur mensuel de situation sur le marché du travail</i>		X
<i>Caractéristiques de l'emploi actuel/du dernier emploi</i>	X	X
<i>Recherche et perspectives d'emploi</i>	X	X
Antécédents		
<i>Années d'expérience de travail</i>	X	X
Compétences et Formation		
Compétences		
<i>Autoévaluation</i>		X
<i>Générales - travail</i>		X
<i>Détaillées - travail</i>	X	
<i>Détaillées - vie hebdomadaire</i>	X	
<i>Résolution de problèmes</i>	X	
Formation		
<i>Type de formation et caractéristiques</i>	X	X
Retraite		X
Famille		
Courant		
<i>Changements de situation parentale</i>		X
<i>Caractéristiques des enfants dans le ménage</i>		X
<i>Information sur les enfants qui ne font pas partie du ménage</i>		X
Antécédents		
<i>Origines</i>		X
<i>Mariage et Union Libre</i>		X
<i>Éducation et Citoyenneté des Parents</i>	X	X
<i>Nombre d'enfants</i>	X	X
Prestation des Soins		X
Santé		
<i>Autoévaluation</i>	X	X
<i>Santé Mentale</i>		X
<i>Incapacité</i>		X
Personnalité		
<i>Test de personnalité (Big Five)</i>		X
<i>Opinions</i>	X	
<i>Activité de Bénévolat</i>	X	
Satisfaction		X
Événements de la Vie		X
Demographie		
<i>Immigration</i>	X	X
<i>Autochtone</i>	X	X
<i>Groupe de Population</i>		X
<i>Langues parlées/apprises</i>	X	X
Évaluation du PEI CA	X	

Source : Statistique Canada (2016)

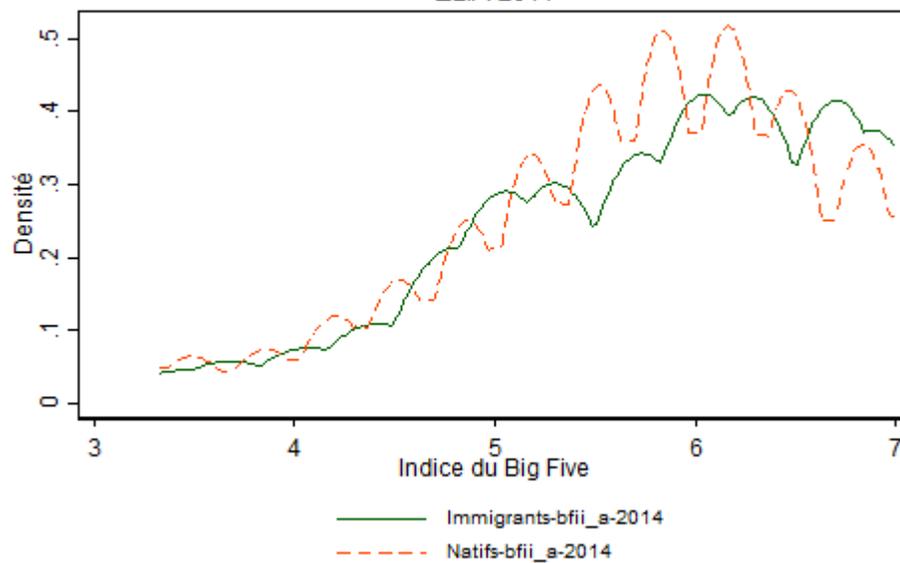
ANNEXE D

Distributions des indices d'ouverture, d'originalité et d'ouverture d'esprit
ÉLIA 2014Distributions des indices de rigueur, de contrôle et de retenue
ÉLIA 2014

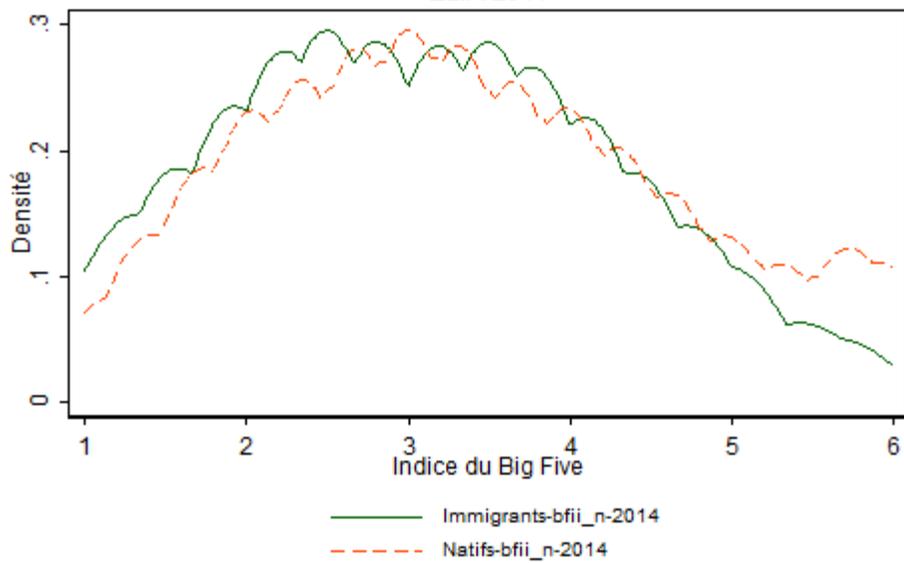
Distributions des indices d'extroversion, d'énergie et d'enthousiasme
ÉLIA 2014



Distributions des indices d'agrément, d'altruisme et d'affection
ÉLIA 2014



Distributions des indices de névrosisme, d'affectivité négative et de nervosité
ÉLIA 2014



ANNEXE E

Tableau E.1 : Régressions par MCO – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives + interactions – ÉLIA 2012

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES							
Homme	-	-	-	-	-	-	-
Femme	-0.181*** (0.015)	-0.149*** (0.015)	-0.153*** (0.015)	-0.175*** (0.015)	-0.172*** (0.015)	-0.147*** (0.015)	-0.150*** (0.015)
Natif	-	-	-	-	-	-	-
Immigrant	-0.084*** (0.025)	-0.048** (0.024)	0.153 (0.104)	-0.071*** (0.025)	-0.226*** (0.068)	-0.045* (0.024)	0.075 (0.111)
Âge	0.036*** (0.004)	0.031*** (0.004)	0.031*** (0.004)	0.033*** (0.004)	0.034*** (0.004)	0.031*** (0.004)	0.031*** (0.004)
Âge ² / 100	-0.036*** (0.005)	-0.029*** (0.005)	-0.030*** (0.005)	-0.033*** (0.005)	-0.033*** (0.005)	-0.029*** (0.005)	-0.030*** (0.005)
SCOLARITÉ							
Niveau inférieur au DES	-	-	-	-	-	-	-
DES ou équivalent	0.089*** (0.024)	0.020 (0.024)	0.024 (0.024)	0.070*** (0.023)	0.070*** (0.024)	0.018 (0.024)	0.022 (0.024)
DEC ou équivalent	0.227*** (0.025)	0.110*** (0.025)	0.112*** (0.025)	0.198*** (0.025)	0.199*** (0.025)	0.110*** (0.026)	0.114*** (0.025)
Diplôme universitaire	0.441*** (0.027)	0.254*** (0.030)	0.262*** (0.030)	0.386*** (0.029)	0.384*** (0.029)	0.248*** (0.030)	0.257*** (0.030)
LANGUE MATERNELLE							
Anglais	-	-	-	-	-	-	-
Français	-0.006 (0.027)	-0.000 (0.026)	-0.002 (0.025)	-0.003 (0.026)	-0.002 (0.026)	-0.001 (0.026)	-0.001 (0.025)
Langue non-officielle	-0.117*** (0.028)	-0.068** (0.027)	-0.070*** (0.027)	-0.098*** (0.027)	-0.097*** (0.028)	-0.065** (0.027)	-0.067** (0.028)
TESTS COGNITIFS							
LITTÉRATIE							
Littératie = 0		-	-			-	-
Littératie = 1		0.090* (0.048)	0.258*** (0.096)			0.094* (0.049)	0.262*** (0.098)
Littératie = 2		0.087 (0.055)	0.262** (0.102)			0.090 (0.056)	0.263** (0.104)
Littératie = 3		0.096 (0.059)	0.247** (0.104)			0.097 (0.060)	0.245** (0.106)
Littératie = 4 ou 5		0.095 (0.066)	0.242** (0.108)			0.092 (0.066)	0.237** (0.110)

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
NUMÉRATIE							
Numératie = 0		-	-			-	-
Numératie = 1		-0.004 (0.037)	0.007 (0.057)			-0.008 (0.037)	0.004 (0.058)
Numératie = 2		0.069 (0.044)	0.077 (0.063)			0.067 (0.044)	0.077 (0.063)
Numératie = 3		0.152*** (0.047)	0.171*** (0.065)			0.151*** (0.047)	0.172*** (0.066)
Numératie = 4 ou 5		0.216*** (0.056)	0.216*** (0.074)			0.220*** (0.057)	0.225*** (0.075)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL							
COMPÉTENCES COGNITIVES							
NUMÉRATIE							
N'utilise pas cette compétence		-	-			-	-
20 % ou moins		0.032 (0.027)	0.050* (0.030)			0.025 (0.027)	0.044 (0.030)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %		0.034 (0.026)	0.056* (0.029)			0.029 (0.026)	0.051* (0.030)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %		0.046* (0.026)	0.058** (0.030)			0.035 (0.027)	0.048 (0.031)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %		0.020 (0.025)	0.033 (0.029)			0.008 (0.026)	0.021 (0.030)
Plus de 80 %		0.034 (0.029)	0.039 (0.033)			0.020 (0.029)	0.024 (0.034)
LECTURE							
N'utilise pas cette compétence		-	-			-	-
20 % ou moins		0.005 (0.035)	0.009 (0.043)			-0.000 (0.036)	0.007 (0.044)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %		0.026 (0.039)	0.009 (0.046)			0.017 (0.041)	0.007 (0.047)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %		0.080** (0.040)	0.055 (0.048)			0.063 (0.042)	0.043 (0.049)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %		0.132*** (0.041)	0.102** (0.049)			0.106** (0.044)	0.080 (0.051)
Plus de 80 %		0.149*** (0.043)	0.146*** (0.050)			0.122*** (0.046)	0.124** (0.053)
ÉCRITURE							
N'utilise pas cette compétence		-	-			-	-
20 % ou moins		0.016 (0.028)	-0.014 (0.032)			0.013 (0.028)	-0.019 (0.033)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %		0.098***	0.088**			0.090***	0.078**

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
Plus de 40 % jusqu'à 60 %		(0.032) 0.123***	(0.036) 0.112***			(0.032) 0.111***	(0.036) 0.097**
Plus de 60 % jusqu'à 80 %		(0.034) 0.118***	(0.038) 0.117***			(0.034) 0.103***	(0.039) 0.100***
Plus de 80 %		(0.033) 0.118***	(0.037) 0.111***			(0.033) 0.099***	(0.037) 0.090**
		(0.034)	(0.038)			(0.034)	(0.038)
COMPÉTENCES NON-COGNITIVES							
INFLUENCE							
N'utilise pas cette compétence				-	-	-	-
20 % ou moins				0.043 (0.033)	0.015 (0.039)	0.002 (0.034)	-0.020 (0.040)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %				0.086** (0.034)	0.070* (0.039)	0.014 (0.035)	0.006 (0.040)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %				0.104*** (0.033)	0.092** (0.038)	0.012 (0.036)	0.009 (0.041)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %				0.175*** (0.035)	0.162*** (0.040)	0.071* (0.038)	0.070 (0.043)
Plus de 80 %				0.170*** (0.038)	0.166*** (0.043)	0.050 (0.041)	0.059 (0.046)
PLANIFICATION							
N'utilise pas cette compétence				-	-	-	-
20 % ou moins				0.037 (0.027)	0.013 (0.031)	0.010 (0.026)	-0.007 (0.031)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %				0.083*** (0.030)	0.057* (0.034)	0.041 (0.030)	0.021 (0.034)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %				0.049* (0.029)	0.020 (0.033)	0.024 (0.028)	0.004 (0.032)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %				0.100*** (0.031)	0.064* (0.034)	0.035 (0.030)	0.007 (0.034)
Plus de 80 %				0.072** (0.033)	0.042 (0.037)	0.032 (0.033)	0.007 (0.036)
INTERACTION AVEC IMMIGRANT							
TESTS COGNITIFS							
LITTÉRATIE							
Littératie = 0			-				-
Littératie = 1			-0.215** (0.109)				-0.213* (0.110)
Littératie = 2			-0.251** (0.122)				-0.241* (0.125)
Littératie = 3			-0.150 (0.135)				-0.133 (0.137)

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
Littératie = 4 ou 5			-0.099 (0.153)				-0.075 (0.155)
NUMÉRATIE							
Numératie = 0			-				-
Numératie = 1			-0.046 (0.072)				-0.037 (0.074)
Numératie = 2			-0.052 (0.092)				-0.050 (0.094)
Numératie = 3			-0.094 (0.103)				-0.099 (0.105)
Numératie = 4 ou 5			-0.016 (0.124)				-0.041 (0.124)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL							
NUMÉRATIE							
N'utilise pas cette compétence			-				-
20 % ou moins			-0.091 (0.069)				-0.095 (0.069)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %			-0.086 (0.059)				-0.088 (0.060)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %			-0.049 (0.059)				-0.048 (0.060)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %			-0.050 (0.056)				-0.048 (0.056)
Plus de 80 %			0.003 (0.063)				0.009 (0.062)
LECTURE							
N'utilise pas cette compétence			-				-
20 % ou moins			-0.043 (0.072)				-0.056 (0.079)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %			0.055 (0.082)				0.018 (0.093)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %			0.083 (0.088)				0.063 (0.097)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %			0.105 (0.087)				0.083 (0.098)
Plus de 80 %			-0.033 (0.091)				-0.051 (0.103)
ÉCRITURE							
N'utilise pas cette compétence			-				-
20 % ou moins			0.123** (0.060)				0.141** (0.060)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %			0.043				0.055

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
			(0.073)				(0.071)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %			0.047				0.056
			(0.072)				(0.071)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %			-0.005				0.005
			(0.070)				(0.070)
Plus de 80 %			0.041				0.046
			(0.078)				(0.077)
COMPÉTENCES NON-COGNITIVES							
INFLUENCE							
N'utilise pas cette compétence					-		-
20 % ou moins					0.102		0.070
					(0.072)		(0.073)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %					0.053		0.015
					(0.076)		(0.078)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %					0.035		-0.021
					(0.077)		(0.081)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %					0.044		-0.010
					(0.079)		(0.085)
Plus de 80 %					0.001		-0.056
					(0.089)		(0.095)
PLANIFICATION							
N'utilise pas cette compétence					-		-
20 % ou moins					0.099*		0.064
					(0.059)		(0.057)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %					0.117		0.089
					(0.072)		(0.070)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %					0.123*		0.077
					(0.066)		(0.063)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %					0.161**		0.136**
					(0.072)		(0.068)
Plus de 80 %					0.138*		0.112
					(0.083)		(0.081)
Constante	2.034***	1.853***	1.686***	1.981***	2.010***	1.854***	1.703***
	(0.085)	(0.097)	(0.118)	(0.091)	(0.094)	(0.101)	(0.122)
Observations	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444
R-carré	0.429	0.474	0.480	0.446	0.448	0.477	0.484
Compétences cognitives	NON	OUI	OUI	NON	NON	OUI	OUI
Compétences non-cognitives	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	OUI
Interactions	NON	NON	OUI	NON	OUI	NON	OUI

Écarts types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

* Les autres variables de contrôle incluses dans les régressions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein (0|1), province, nombre d'enfants et industrie.

Tableau E.2 : Régressions par MCO – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives + interactions - Inclusion/exclusion de la littératie et de la numératie – ÉLIA 2012

VARIABLES	(1) Littératie	(2) Numératie
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES		
Homme	-	-
Femme	-0.169*** (0.015)	-0.149*** (0.015)
Natif	-	-
Immigrant	0.063 (0.110)	-0.067 (0.089)
Âge	0.031*** (0.004)	0.031*** (0.004)
Âge ² / 100	-0.029*** (0.005)	-0.030*** (0.005)
SCOLARITÉ		
Niveau inférieur au DES	-	-
DES ou équivalent	0.028 (0.024)	0.025 (0.024)
DEC ou équivalent	0.121*** (0.025)	0.116*** (0.025)
Diplôme universitaire	0.274*** (0.030)	0.258*** (0.029)
LANGUE MATERNELLE		
Anglais	-	-
Français	0.007 (0.025)	-0.001 (0.025)
Langue non-officielle	-0.066** (0.028)	-0.069** (0.027)
TESTS COGNITIFS		
LITTÉRATIE		
Littératie = 0	-	-
Littératie = 1	0.269*** (0.087)	
Littératie = 2	0.325*** (0.087)	
Littératie = 3	0.381*** (0.087)	
Littératie = 4 ou 5	0.420*** (0.089)	
NUMÉRATIE		
Numératie = 0	-	-
Numératie = 1		0.090*

VARIABLES (suite)	(1) Littératie	(2) Numératie
Numératie = 2		(0.053) 0.157***
Numératie = 3		(0.052) 0.241***
Numératie = 4 ou 5		(0.052) 0.288*** (0.059)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL		
COMPÉTENCES COGNITIVES		
NUMÉRATIE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	0.049 (0.030)	0.044 (0.030)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.060** (0.030)	0.052* (0.030)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.059* (0.031)	0.048 (0.031)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.031 (0.030)	0.019 (0.030)
Plus de 80 %	0.040 (0.034)	0.023 (0.034)
LECTURE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	0.002 (0.043)	0.018 (0.044)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.003 (0.047)	0.016 (0.048)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.034 (0.049)	0.051 (0.049)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.076 (0.051)	0.089* (0.051)
Plus de 80 %	0.116** (0.052)	0.132** (0.053)
ÉCRITURE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	-0.018 (0.033)	-0.015 (0.033)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.081** (0.037)	0.081** (0.036)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.102*** (0.039)	0.100*** (0.039)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.100*** (0.037)	0.103*** (0.037)
Plus de 80 %	0.092** (0.038)	0.092** (0.038)

VARIABLES (suite)	(1) Littératie	(2) Numératie
COMPÉTENCES NON-COGNITIVES		
INFLUENCE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	-0.014 (0.040)	-0.016 (0.040)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.013 (0.040)	0.010 (0.040)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.015 (0.041)	0.012 (0.041)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.069 (0.043)	0.072* (0.043)
Plus de 80 %	0.057 (0.047)	0.062 (0.047)
PLANIFICATION		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	-0.010 (0.031)	-0.007 (0.031)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.016 (0.034)	0.021 (0.034)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	-0.004 (0.033)	0.006 (0.032)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.012 (0.034)	0.008 (0.034)
Plus de 80 %	0.011 (0.036)	0.009 (0.036)
INTERACTION AVEC IMMIGRANT		
TESTS COGNITIFS		
LITTÉRATIE		
Littératie = 0	-	-
Littératie = 1	-0.234** (0.104)	
Littératie = 2	-0.288*** (0.103)	
Littératie = 3	-0.201* (0.107)	
Littératie = 4 ou 5	-0.131 (0.122)	
NUMÉRATIE		
Numératie = 0	-	-
Numératie = 1		-0.108 (0.071)
Numératie = 2		-0.104

VARIABLES (suite)	(1) Littératie	(2) Numératie
Numératie = 3		(0.074) -0.091
Numératie = 4 ou 5		(0.076) 0.011 (0.092)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL		
COMPÉTENCES COGNITIVES		
NUMÉRATIE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	-0.104 (0.069)	-0.085 (0.070)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	-0.096 (0.061)	-0.092 (0.060)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	-0.048 (0.059)	-0.048 (0.061)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	-0.056 (0.057)	-0.043 (0.057)
Plus de 80 %	0.007 (0.062)	0.010 (0.063)
LECTURE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	-0.056 (0.079)	-0.074 (0.078)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.011 (0.093)	0.012 (0.092)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.069 (0.098)	0.059 (0.096)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.082 (0.099)	0.082 (0.097)
Plus de 80 %	-0.058 (0.104)	-0.051 (0.102)
ÉCRITURE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	0.140** (0.060)	0.141** (0.060)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.055 (0.073)	0.057 (0.072)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.057 (0.073)	0.059 (0.071)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.014 (0.071)	0.007 (0.071)
Plus de 80 %	0.046 (0.078)	0.050 (0.078)

VARIABLES (suite)	(1) Littératie	(2) Numératie
COMPÉTENCES NON-COGNITIVES		
INFLUENCE		
N'utilise pas cette compétence	-	-
20 % ou moins	0.071 (0.074)	0.061 (0.073)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.005 (0.079)	0.009 (0.078)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	-0.025 (0.082)	-0.021 (0.081)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	-0.014 (0.085)	-0.007 (0.086)
Plus de 80 %	-0.061 (0.097)	-0.055 (0.095)
PLANIFICATION		
20 % ou moins	0.074 (0.057)	0.060 (0.057)
Plus de 20 % jusqu'à 40 %	0.100 (0.071)	0.083 (0.070)
Plus de 40 % jusqu'à 60 %	0.089 (0.064)	0.074 (0.064)
Plus de 60 % jusqu'à 80 %	0.153** (0.069)	0.125* (0.068)
Plus de 80 %	0.120 (0.081)	0.102 (0.081)
Constante	1.725*** (0.122)	1.867*** (0.105)
Observations	5,444	5,444
R-carré	0.478	0.482
Littératie	OUI	NON
Numératie	NON	OUI
Compétences non-cognitives	OUI	OUI
Interactions	OUI	OUI

Écarts types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

* Les autres variables de contrôle incluses dans les régressions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein (0|1), province, nombre d'enfants et industrie.

Tableau E.3 : Régressions par MCO – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives + interactions – ÉLIA 2014

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES							
Homme	-	-	-	-	-	-	-
Femme	-0.174*** (0.019)	-0.161*** (0.019)	-0.160*** (0.019)	-0.174*** (0.019)	-0.174*** (0.019)	-0.161*** (0.019)	-0.160*** (0.019)
Natif	-	-	-	-	-	-	-
Immigrant	-0.091*** (0.033)	-0.089*** (0.033)	-0.061 (0.225)	-0.090*** (0.033)	-0.093** (0.036)	-0.088*** (0.033)	-0.068 (0.224)
Âge	0.037*** (0.005)	0.038*** (0.006)	0.037*** (0.005)	0.037*** (0.005)	0.037*** (0.005)	0.038*** (0.006)	0.038*** (0.006)
Âge ² / 100	-0.038*** (0.007)	-0.039*** (0.007)	-0.039*** (0.007)	-0.039*** (0.007)	-0.039*** (0.007)	-0.040*** (0.007)	-0.039*** (0.007)
SCOLARITÉ							
Niveau inférieur au DES	-	-	-	-	-	-	-
DES ou équivalent	0.092*** (0.027)	0.090*** (0.027)	0.090*** (0.027)	0.091*** (0.027)	0.091*** (0.027)	0.089*** (0.027)	0.089*** (0.027)
DEC ou équivalent	0.242*** (0.028)	0.238*** (0.028)	0.234*** (0.028)	0.240*** (0.028)	0.240*** (0.028)	0.237*** (0.028)	0.233*** (0.028)
Diplôme universitaire	0.457*** (0.031)	0.452*** (0.031)	0.452*** (0.031)	0.455*** (0.031)	0.455*** (0.031)	0.450*** (0.031)	0.450*** (0.031)
LANGUE MATERNELLE							
Anglais	-	-	-	-	-	-	-
Français	0.092** (0.045)	0.084** (0.043)	0.083* (0.042)	0.093** (0.045)	0.093** (0.045)	0.085* (0.043)	0.084** (0.043)
Langue non-officielle	-0.046 (0.037)	-0.049 (0.037)	-0.046 (0.036)	-0.048 (0.037)	-0.048 (0.037)	-0.050 (0.037)	-0.048 (0.036)
BIG FIVE							
Ouverture, originalité, ouverture d'esprit		-0.009 (0.007)	-0.011 (0.008)			-0.009 (0.007)	-0.011 (0.008)
Rigueur, contrôle, retenue		0.021* (0.011)	0.032*** (0.012)			0.020* (0.011)	0.031*** (0.012)
Extroversion, énergie, enthousiasme		0.007 (0.007)	0.005 (0.007)			0.007 (0.007)	0.005 (0.007)
Agrément, altruisme, affection		-0.026** (0.010)	-0.019* (0.011)			-0.026** (0.010)	-0.019* (0.011)
Névropathie, affectivité négative, nervosité		-0.018*** (0.007)	-0.031*** (0.007)			-0.018*** (0.007)	-0.031*** (0.007)

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Modèle 2	(3) Modèle 3	(4) Modèle 4	(5) Modèle 5	(6) Modèle 6	(7) Modèle 7
AMÉLIORATION DES COMPÉTENCES							
S'est beaucoup amélioré				0.024 (0.019)	0.022 (0.020)	0.021 (0.019)	0.016 (0.020)
INTERACTION AVEC IMMIGRANT							
BIG FIVE							
Ouverture, originalité, ouverture d'esprit			0.011 (0.019)				0.011 (0.019)
Rigueur, contrôle, retenue			-0.041 (0.028)				-0.040 (0.028)
Extroversion, énergie, enthousiasme			0.009 (0.019)				0.009 (0.019)
Agrément, altruisme, affection			-0.020 (0.028)				-0.021 (0.028)
Névropathie, affectivité négative, nervosité			0.072*** (0.017)				0.073*** (0.017)
AMÉLIORATION DES COMPÉTENCES							
S'est beaucoup amélioré					0.012 (0.050)		0.032 (0.050)
Constante	1.973*** (0.115)	2.071*** (0.139)	2.025*** (0.138)	1.957*** (0.117)	1.957*** (0.117)	2.065*** (0.140)	2.020*** (0.139)
Observations	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680
R-carré	0.421	0.426	0.433	0.422	0.422	0.427	0.434
Big Five	NON	OUI	OUI	NON	NON	OUI	OUI
Amélioration des compétences	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	OUI
Interactions	NON	NON	OUI	NON	OUI	NON	OUI

Écart types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

* Les autres variables de contrôle incluses dans les régressions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein (0|1), province, nombre d'enfants et industrie.

ANNEXE F

Tableau F.1 : Décompositions de Blinder-Oaxaca – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives – ÉLIA 2012

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non- expliqué	(4) Modèle 2	(5) Expliqué	(6) Non-expliqué	(7) Modèle 3	(8) Expliqué	(9) Non-expliqué	(10) Modèle 4	(11) Expliqué	(12) Non- expliqué
DÉCOMPOSITION												
Natifs	3.065*** (0.009)			3.065*** (0.009)			3.065*** (0.009)			3.065*** (0.009)		
Immigrants	3.017*** (0.021)			3.017*** (0.021)			3.017*** (0.021)			3.017*** (0.020)		
Différence	0.048** (0.023)			0.048** (0.022)			0.048** (0.023)			0.048** (0.022)		
Expliqué	-0.119*** (0.012)			-0.029 (0.022)			-0.041*** (0.014)			0.011 (0.022)		
Non-expliqué	0.167*** (0.021)			0.077*** (0.026)			0.089*** (0.021)			0.037 (0.025)		
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES												
Homme		-	-		-	-		-	-		-	-
Femme		0.001 (0.003)	-0.006 (0.021)		0.001 (0.003)	0.007 (0.021)		0.001 (0.002)	-0.014 (0.020)		0.001 (0.002)	-0.000 (0.020)
Âge		-0.063*** (0.021)	-0.509 (0.555)		-0.052*** (0.017)	-0.270 (0.481)		-0.054*** (0.018)	-0.491 (0.527)		-0.045*** (0.015)	-0.233 (0.469)
Âge ² / 100		0.031* (0.017)	0.219 (0.291)		0.025* (0.014)	0.132 (0.253)		0.025* (0.014)	0.189 (0.277)		0.021* (0.012)	0.096 (0.245)
Nombre d'années de scolarité		-0.049*** (0.008)	0.301*** (0.088)		-0.040*** (0.006)	0.320*** (0.085)		-0.027*** (0.005)	0.352*** (0.099)		-0.023*** (0.004)	0.327*** (0.093)
Anglais					0.022*** (0.008)	-0.036** (0.014)					0.017** (0.008)	-0.019 (0.013)
Français					0.011** (0.005)	-0.003 (0.006)					0.009* (0.005)	-0.000 (0.005)
Langue non-officielle					0.029** (0.014)	0.014 (0.022)					0.013 (0.013)	0.018 (0.020)
TESTS COGNITIFS												
Littérature								-0.009 (0.009)	-0.154 (0.284)		-0.012 (0.008)	-0.180 (0.271)

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non- expliqué	(4) Modèle 2	(5) Expliqué	(6) Non-expliqué	(7) Modèle 3	(8) Expliqué	(9) Non-expliqué	(10) Modèle 4	(11) Expliqué	(12) Non- expliqué
Numératie								0.045*** (0.009)	-0.079 (0.256)		0.042*** (0.008)	-0.014 (0.242)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL												
COMPÉTENCES COGNITIVES												
Numératie								-0.001 (0.001)	-0.049 (0.036)		0.000 (0.001)	-0.016 (0.034)
Lecture								0.001 (0.002)	-0.004 (0.056)		0.001 (0.002)	-0.007 (0.052)
Écriture								0.004** (0.002)	0.012 (0.045)		0.002* (0.001)	-0.007 (0.042)
COMPÉTENCES NON- COGNITIVES												
Influence								0.002 (0.002)	0.060 (0.049)		0.004** (0.002)	0.058 (0.048)
Planification								0.001 (0.001)	-0.060 (0.038)		0.001 (0.001)	-0.055 (0.036)
Constante			0.108 (0.244)			-0.076 (0.220)			0.284 (0.248)			0.098 (0.236)
Observations	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444	5,444
Variables de contrôle supplémentaires	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI
Compétences cognitives et non- cognitives	NON	NON	NON	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI

Écart types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

* Les autres variables de contrôle incluses dans les décompositions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein et le nombre d'enfants.

** Les variables de contrôle supplémentaires sont la langue maternelle, la province de résidence et l'industrie. Ces variables polytomiques sont normalisées selon la méthode de (Yun, 2005) afin de pouvoir les insérer dans la décomposition.

Tableau F.2 : Décompositions de Blinder-Oaxaca – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives – ÉLIA 2014

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non- expliqué	(4) Modèle 2	(5) Expliqué	(6) Non- expliqué	(7) Modèle 3	(8) Expliqué	(9) Non- expliqué	(10) Modèle 4	(11) Expliqué	(12) Non- expliqué
DÉCOMPOSITION												
Natifs	3.110*** (0.012)			3.110*** (0.011)			3.110*** (0.011)			3.110*** (0.011)		
Immigrants	3.056*** (0.027)			3.056*** (0.026)			3.056*** (0.026)			3.056*** (0.026)		
Différence	0.054* (0.029)			0.054* (0.028)			0.054* (0.029)			0.054* (0.028)		
Expliqué	-0.098*** (0.014)			-0.037 (0.027)			-0.096*** (0.015)			-0.032 (0.027)		
Non-expliqué	0.152*** (0.027)			0.091*** (0.035)			0.150*** (0.027)			0.087** (0.035)		
VARIABLES SOCIO-DÉMOGRAPHIQUES												
Homme		-	-		-	-		-	-		-	-
Femme		0.002 (0.003)	0.000 (0.026)		0.002 (0.003)	0.010 (0.024)		0.002 (0.003)	0.012 (0.026)		0.002 (0.003)	0.024 (0.024)
Âge		-0.053* (0.029)	-0.648 (0.686)		-0.047* (0.025)	-0.726 (0.644)		-0.054* (0.029)	-0.733 (0.702)		-0.048* (0.026)	-0.789 (0.666)
Âge ² / 100		0.031 (0.025)	0.302 (0.357)		0.027 (0.022)	0.375 (0.332)		0.032 (0.025)	0.315 (0.363)		0.028 (0.022)	0.376 (0.341)
Nombre d'années de scolarité		-0.038*** (0.009)	0.173 (0.125)		-0.032*** (0.008)	0.283** (0.123)		-0.038*** (0.009)	0.188 (0.121)		-0.032*** (0.008)	0.289** (0.119)
Anglais					-0.009 (0.009)	-0.036* (0.020)					-0.006 (0.009)	-0.033 (0.020)
Français					0.015** (0.008)	-0.009 (0.007)					0.015** (0.007)	-0.008 (0.007)
Langue non-officielle					0.024 (0.018)	0.005 (0.026)					0.025 (0.018)	0.011 (0.026)
BIG FIVE												
Ouverture, originalité, ouverture d'esprit								0.003* (0.002)	-0.017 (0.115)		0.003* (0.001)	-0.008 (0.113)

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non- expliqué	(4) Modèle 2	(5) Expliqué	(6) Non- expliqué	(7) Modèle 3	(8) Expliqué	(9) Non- expliqué	(10) Modèle 4	(11) Expliqué	(12) Non- expliqué
Rigueur, contrôle, retenue								-0.000 (0.001)	0.242 (0.193)		-0.000 (0.001)	0.204 (0.189)
Extroversion, énergie, enthousiasme								0.000 (0.002)	-0.024 (0.107)		0.002 (0.002)	-0.022 (0.098)
Agrément, altruisme, affection								0.003* (0.002)	0.148 (0.177)		0.003* (0.002)	0.078 (0.187)
Névropathie, affectivité négative, nervosité								-0.006*** (0.002)	-0.213*** (0.067)		-0.005** (0.002)	-0.215*** (0.061)
AMÉLIORATION DES COMPÉTENCES												
S'est beaucoup amélioré								0.001 (0.001)	-0.013 (0.017)		0.001 (0.001)	-0.022 (0.016)
Constante			0.107 (0.316)			0.067 (0.316)			0.058 (0.400)			0.108 (0.391)
Observations	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680	3,680
Variables de contrôle supplémentaires	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI
Big Five	NON	NON	NON	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI
Amélioration des compétences	NON	NON	NON	NON	NON	NON	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI

Écarts types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.

* Les autres variables de contrôle incluses dans les décompositions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein et le nombre d'enfants.

** Les variables de contrôle supplémentaires sont la langue maternelle, la province de résidence et l'industrie. Ces variables polytomiques sont normalisées selon la méthode de (Yun, 2005) afin de pouvoir les insérer dans la décomposition.

Tableau F.3 : Décompositions de Blinder-Oaxaca – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives – Exclusion de la langue maternelle – ÉLIA 2012

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non-expliqué
DÉCOMPOSITION			
Natifs	3.065*** (0.009)		
Immigrants	3.017*** (0.020)		
Différence	0.048** (0.022)		
Expliqué	-0.026* (0.015)		
Non-expliqué	0.074*** (0.021)		
VARIABLES SOCIODÉMOGRAPHIQUES			
Femme		0.001 (0.002)	0.000 (0.020)
Âge		-0.045*** (0.015)	-0.234 (0.478)
Âge ² / 100		0.021* (0.012)	0.084 (0.249)
Nombre d'années de scolarité		-0.023*** (0.004)	0.340*** (0.094)
TESTS COGNITIFS			
Littératie		-0.011 (0.008)	-0.238 (0.271)
Numératie		0.041*** (0.008)	-0.007 (0.243)
UTILISATION DES COMPÉTENCES EN MILIEU DE TRAVAIL			
COMPÉTENCES COGNITIVES			
Numératie		0.000 (0.001)	-0.013 (0.034)
Lecture		0.001 (0.002)	-0.018 (0.052)
Écriture		0.002* (0.001)	-0.002 (0.042)
COMPÉTENCES NON-COGNITIVES			
Influence		0.004** (0.002)	0.051 (0.048)
Planification		0.001 (0.001)	-0.056 (0.037)
Constante			0.165 (0.237)
Observations	5,444	5,444	5,444
Variables de contrôle supplémentaires	OUI	OUI	OUI
Langue maternelle	NON	NON	NON

VARIABLES (suite)	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non-expliqué
Compétences cognitives et non-cognitives	OUI	OUI	OUI

Écart types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

* Les autres variables de contrôle incluses dans les décompositions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein (0|1) et nombre d'enfants.

** Les variables de contrôle supplémentaires sont la province de résidence et l'industrie. Ces variables polytomiques sont normalisées selon la méthode de (Yun, 2005), afin de pouvoir les insérer dans la décomposition.

Tableau F.4 : Décompositions de Blinder-Oaxaca – Spécification de base + compétences cognitives + compétences non-cognitives – Exclusion de la langue maternelle – ÉLIA 2014

VARIABLES	(1) Modèle 1	(2) Expliqué	(3) Non-expliqué
Natifs	3.110*** (0.011)		
Immigrants	3.056*** (0.026)		
Différence	0.054* (0.028)		
Expliqué	-0.062*** (0.017)		
Non-expliqué	0.116*** (0.026)		
VARIABLES SOCIO-DÉMOGRAPHIQUES			
Femme		0.002 (0.003)	0.024 (0.024)
Âge		-0.048* (0.026)	-0.821 (0.677)
Âge ² / 100		0.028 (0.022)	0.383 (0.346)
Nombre d'années de scolarité		-0.032*** (0.008)	0.292** (0.120)
BIG FIVE			
Ouverture, originalité, ouverture d'esprit		0.003* (0.001)	-0.030 (0.110)
Rigueur, contrôle, retenue		-0.000 (0.001)	0.233 (0.188)
Extroversion, énergie, enthousiasme		0.002 (0.002)	-0.033 (0.099)
Agréement, altruisme, affection		0.003* (0.002)	0.084 (0.189)
Névrosisme, affectivité négative, nervosité		-0.005** (0.002)	-0.218*** (0.061)
AMÉLIORATION DES COMPÉTENCES			
S'est beaucoup amélioré		0.001 (0.001)	-0.021 (0.016)
Constante			0.103 (0.392)
Observations	3,680	3,680	3,680
Variables de contrôle supplémentaires	OUI	OUI	OUI
Langue maternelle	NON	NON	NON
Big Five	OUI	OUI	OUI
Amélioration des compétences	OUI	OUI	OUI

Écart types robustes entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

* Les autres variables de contrôle incluses dans les décompositions qui ne sont pas affichées dans ce tableau sont les suivantes : marié (0|1), urbain (0|1), temps plein (0|1) et nombre d'enfants.

** Les variables de contrôle supplémentaires sont la province de résidence et l'industrie. Ces variables polytomiques sont normalisées selon la méthode de (Yun, 2005), afin de pouvoir les insérer dans la décomposition.

BIBLIOGRAPHIE

- Banerjee, R, & Robson, W, 2009, '*Faster, Younger, Richer? The Fond Hope and Sobering Reality of Immigration's Impact on Canada's Demographic and Economic Future*', Commentary No. 291, July, C.D. Howe Institute, Toronto.
- Beach, C, Green, A & Worswick, C, 2011, '*Toward Improving Canada's Skilled Immigration Policy: An Evaluation Approach*', C.D. Howe Institute, Toronto.
- Blinder, AS, 1973, 'Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates', *Journal Of Human Resources*, 8, 4, pp. 436-455
- Brunello, G, & Schlotter, M, 2011, 'Non Cognitive Skills and Personality Traits: Labour Market Relevance and their Development in Education & Training Systems', *IZA World of Labor*, Discussion Paper No. 5743.
- Butcher, KF, & DiNardo, J, 2002, 'The Immigrant and Native-Born Wage Distributions: Evidence from United States Censuses', *Industrial and Labor Relations Review*, vol. 56, no. 1, pp. 97-121.
- DiNardo, J, Fortin, N, & Lemieux, T 1996, 'Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach', *Econometrica*, 64, 5, pp. 1001-1044
- Dustmann, C, Frattini, T, & Preston, IP, 2013, 'The Effect of Immigration Along the Distribution of Wages', *The Review of Economics Studies*, 80(1), 145-73.
- Ferrer, A, Green, D, & Riddell, W, 2006, 'The Effect of Literacy on Immigrant Earnings', *Journal Of Human Resources*, 41, 2, pp. 380-410.
- Fortin, N, Lemieux, T, & Firpo, S 2010, 'Decomposition Methods in Economics', NBER Working Paper No. 16045.

Fortin, N, Lemieux, T & Torres, J, 2016, 'Foreign Education and The Earnings Gap Between Immigrants and Canadian-born Workers', Séminaire de Thomas Lemieux au Centre on Population Dynamics de l'Université McGill, 16 mars 2016.

Frenette, M, et al. 2008, 'Earnings and Incomes of Canadians Over the Past Quarter Century', 2006 Census, *Statistics Canada*. Catalogue no. 97-563.

Gertler, P, Heckman, J, Pinto, R, Zanolini, A, Vermeersch, C, Walker, S, Chang, S, & Grantham-McGregor, S, 2013, 'Labor Market Returns to Early Childhood Stimulation: a 20-year Followup to an Experimental Intervention in Jamaica', *NBER*.

Hanushek, E, Schwerdt, G, Wiederhold, S, & Woessmann, L 2013, 'Returns to Skills around the World: Evidence from PIAAC', *European Economic Review*, 73, pp. 103-130.

Heckman, J, 2004, 'Invest in the Very Young' *Encyclopedia on Early Childhood Development*.

Heckman, J, Stixrud, J, & Urzua, S, 2006, 'The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior', *Journal Of Labor Economics*, 24, 3, pp. 411-482

Heckman, J, 2012, 'Invest in early childhood development: Reduce deficits, strengthen the economy', <http://heckmanequation.org/content/resource/invest-early-childhood-development-reduce-deficits-strengthen-economy>.

Heywood, J, & Parent, D 2012, 'Performance Pay and the White-Black Wage Gap', *Journal Of Labor Economics*, 30, 2, pp. 249-290

Jencks, C, 1979, '*Who Gets Ahead?: The Determinants of Economic Success in America*', New York, Basic Books, pp. 122-158.

Mincer, J, 1974, *Schooling, Experience and Earnings*. New York: National Bureau of Economic Research, Distributed by Columbia University Press.

Morissette, R, & Sultan, R, 2013, 'Twenty Years in the Careers of Immigrant and Native-born Workers', *Statistics Canada, Economic Insights*, no. 032, Catalogue no. 11-626-X.

Mueller, G, & Plug, E 2006, 'Estimating the Effect of Personality on Male and Female Earnings', *Industrial And Labor Relations Review*, 60, 1, pp. 3-22.

Murnane, RJ, 2001, 'Do Different Dimensions of Male High School Students' Skills Predict Labor Market Success a Decade Later? Evidence from the NLSY', *Economics of Education Review*, vol. 20, no. 4, pp. 311-320.

Oaxaca, R, 1973, 'Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets', *International Economic Review*, 14, 3, pp. 693-709

Oaxaca, R, & Ransom, M 1994, 'On Discrimination and the Decomposition of Wage Differentials', *Journal Of Econometrics*, 61, 1, pp. 5-21,

OCDE, 2016, 'Perspectives des migrations internationales 2016', *OECD Publishing*, Paris.

OECD, 2013, 'OECD skills outlook 2013: First results from the survey of adult skills', *OECD Publishing*, Paris.

OECD, 2015, 'Perspectives des migrations internationales 2015', *OECD Publishing*, Paris.

Segal, C, 2012, 'Working When No One is Watching: Motivation, Test Scores, and Economic Success', *Management Science*, 58(8), 2012, pp. 1438-1457.

Statistique Canada, 2014, 'Étude longitudinale et internationale des adultes, 2012 : Guide de l'utilisateur pour les fichiers de microdonnées du Centre de données de recherche'.

Statistique Canada, 2016, 'Étude longitudinale et internationale des adultes, 2014 : Guide de l'utilisateur pour les fichiers de microdonnées du Centre de données de recherche'.

The Economist, Janvier 2015, 'No country for old men', *The Economist*, OTTAWA, URL: < <http://www.economist.com/news/americas/21638191-canada-used-prize-immigrants-who-would-make-good-citizens-now-people-job-offers-have> >.

Warman, C, & Worswick, C 2015, 'Technological Change, Occupational Tasks and Declining Immigrant Outcomes: Implications for Earnings and Income Inequality in Canada', *Canadian Journal of Economics*, vol. 48, no. 2.

Wooldridge, J. M. 2010, *Econometric analysis of cross section and panel data*, MIT press, Chapter 10, pp. 247-297.

Yun, M-S, 2005, 'Normalized Equation and Decomposition Analysis: Computation and Inference', IZA DP NO. 1822.

