

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

IMPACTS D'UN CHOC COMMERCIAL SUR LES OCCUPATIONS DES
TRAVAILLEURS DE L'INDUSTRIE FORESTIÈRE CANADIENNE

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR
SIMON BOURASSA-VIAU

JANVIER 2018

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.07-2011). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier Jean-Denis Garon et Catherine Haeck, mes directeurs de mémoire, pour le temps qu'ils m'ont accordé, leur soutien lors des moments critiques de cette entreprise et leur flexibilité qui m'ont permis de tirer le maximum de connaissances de ce projet.

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.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	v
LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES ABRÉVIATIONS	vii
RÉSUMÉ	viii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I	
REVIEW DE LITTÉRATURE	4
1.1 Définition des choix occupationnels	4
1.2 Impacts des chocs sur la participation au marché du travail	5
1.3 Impacts des chocs sur le choix d'étudier	9
CHAPITRE II	
PRÉSENTATION DES DONNÉES, DE LA MÉTHODE ET DE L'ÉCHAN-	
TILLON	13
2.1 Présentation des données	13
2.2 Méthode et modèle	15
2.3 Définition de l'échantillon, du groupe traité et du groupe contrôle	21
2.4 Occupations	25
CHAPITRE III	
ANALYSE DES RÉSULTATS	30
3.1 Résultats	30
3.2 Vérification des restrictions et des hypothèses	33
3.2.1 Choix du groupe contrôle	34
3.2.2 Restriction de mois	35
3.2.3 Effets fixes ou aléatoires	37
3.2.4 Comparaison entre MPL, probit et logit	40
3.2.5 Tendances communes	41
3.3 Discussion sur la validité des résultats	44
CONCLUSION	46

CHAPITRE A	
MODÈLES ALTERNATIFS	49
CHAPITRE B	
RESTRICTION DE MOIS, DONNÉES SUPPLÉMENTAIRES	51
CHAPITRE C	
SAISONNALITÉ DE L'EMPLOI DANS L'INDUSTRIE FORESTIÈRE	52
CHAPITRE D	
TENDANCES DE L'EMPLOI PAR PROVINCE	53
BIBLIOGRAPHIE	54

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
2.1 Production canadienne de bois d'oeuvre, annuelle, 2004-2011 (en milliers de mètres cubes)	15
2.2 Exportations canadiennes de bois d'oeuvre vers les États-Unis, annuelles, 2004-2011 (en milliers de mètres cubes)	16
3.1 Tendances du taux d'emploi	42
C.1 Nombre d'emplois dans l'industrie forestière au Canada	52
D.1 Tendances du taux d'emploi par province	53

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
2.1 Nombre d'observations restantes après chaque exclusion, en milliers	22
2.2 Caractéristiques de l'échantillon - Sociodémographiques	23
2.3 Caractéristiques de l'échantillon - Travail	25
2.4 Caractéristiques de l'échantillon - Occupations	28
3.1 Impact de la récession sur le travail, MPL RE	31
3.2 Impact de la récession sur le non-travail	32
3.3 Choix du groupe contrôle	35
3.4 Impacts d'une restriction sur le nombre de mois	36
3.5 Choix des variables de contrôle	38
3.6 Effets aléatoires et effets fixes	39
3.7 Intervalles de confiance, RE vs. FE	40
3.8 MPL, probit et logit	41
3.9 Tendances communes	43
A.1 Impact de la récession sur le travail, MPL FE	49
A.2 Impact de la récession sur le non-travail, MPL FE	49
A.3 Impact de la récession sur le travail, contrainte de 4 mois, MPL RE	50
A.4 Impact de la récession sur le non-travail, contrainte de 4 mois, MPL RE	50
B.1 Impacts d'une restriction sur le nombre de mois, 1 à 12 mois	51

LISTE DES ABRÉVIATIONS

DD	Différence en différences
EDTR	Enquête sur les dynamiques du travail et du revenu
EPA	Enquête sur la population active
FE	Effets fixes
RE	Effets aléatoires
MCO	Moindres carrés ordinaires
MPL	Modèle de probabilités linéaires

RÉSUMÉ

Ce mémoire a pour objectif d'estimer l'impact d'un choc négatif de demande de travail sur les occupations des travailleurs de l'industrie forestière canadienne. Pour faire nos estimations, nous utilisons la méthode de différence en différences appliquée à un modèle de probabilités linéaires avec des effets fixes d'individu. Nous trouvons que la probabilité qu'un individu travaillant dans l'industrie forestière soit en emploi après 2007, donc de 2007 à 2010, est 4,1 points de pourcentage plus faible que pour les industries comparables. De plus, le taux de fréquentation scolaire est 0,5 point de pourcentage plus élevé pour les individus ayant travaillé dans les secteurs primaire et secondaire avant 2007, donc en 2005 et 2006.

Mots-clés : Occupations, travail, industrie forestière canadienne, effet de traitement, choc commercial.

INTRODUCTION

Au cours des deux dernières décennies, l'industrie forestière¹ canadienne a connu plusieurs difficultés. En 2002, la dispute sur le bois d'oeuvre a mené à l'imposition de droits compensatoires de 18,73 % et de droits antidumping moyens de 8,43 % sur le bois canadien exporté aux États-Unis, pour un total moyen de 27,22 %, alors qu'aucun droit n'était chargé précédemment (Carmody, 2006). De surcroît, en 2004, plus de 81 % des exportations annuelles canadiennes de bois étaient destinées aux États-Unis, notamment au marché de la construction. Entre 2005 et 2010, le nombre de nouvelles maisons construites aux États-Unis a chuté drastiquement, passant de plus de 2 millions à environ 587 000 causant une baisse tout aussi remarquable du volume des exportations canadiennes de bois (Germain, 2015). Ainsi, entre 2004 et 2009, la valeur totale de la production annuelle chuta de 16,9 G\$ à 5,9 G\$, un recul de 65,1 %. De plus, la valeur des exportations annuelles à destination des États-Unis a chuté de 9,6 G\$ à 2,6 G\$, soit une réduction de 72,7 %. Par ailleurs, entre 2006 et 2010, le volume des exportations annuelles de bois d'oeuvre à destination des États-Unis a chuté de 47 268 milliers de mètres cubes à 21 177 milliers de mètres cubes, soit une réduction de 55,2 %.

Durant cette période, environ 47,7 % des emplois dans les scieries ont été perdus. Par ailleurs, la part annuelle de l'industrie forestière dans le secteur manufacturier a diminué de 2,9 % à 1,2 %. Alors que les plus grandes entreprises ont su trouver de nouveaux

1. Dans le cadre de ce mémoire, l'industrie forestière fait référence à la foresterie, à l'extraction forestière et à la transformation des produits du bois. Cela correspond aux codes 1131, 1132, 1133, 1153, 3211, 3212, 3219, 3221 et 3222 du système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCIAN-2007).

marchés pour survivre aux chocs, nombre de plus petites entreprises ont dû fermer, dont certaines étaient le coeur économique de leur région. Pour quelques 200 municipalités rurales, l'industrie forestière compte pour plus de 50 % de leur économie (Germain, 2015).

Entre 2007 et 2009, la crise des *subprimes* sur le marché immobilier américain a engendré un ralentissement des constructions de nouvelles maisons, ce qui s'est traduit par une baisse des importations américaines de bois canadien. Ce ralentissement est en partie à l'origine de la Grande Récession, crise financière mondiale qui durera du quatrième trimestre de 2007 au deuxième trimestre de 2009 aux États-Unis.

Ce mémoire a pour objectif d'estimer l'impact d'un choc commercial négatif, la baisse des exportations à destination des États-Unis, sur les occupations des travailleurs de l'industrie forestière canadienne. Nous trouvons que la probabilité qu'un individu travaillant dans l'industrie forestière soit en emploi après 2007, donc de 2007 à 2010, est 4,1 points de pourcentage plus faible que pour les industries comparables. De plus, le taux de fréquentation scolaire est 0,5 point de pourcentage plus élevé pour les travailleurs des secteurs primaire et secondaire, mais l'effet spécifique aux travailleurs de l'industrie forestière est non-significatif.

La baisse des exportations canadiennes de bois est due à des facteurs exogènes. Elle constitue donc un choc adéquat pour étudier l'impact d'une diminution de la demande de travail dans l'industrie forestière, causée par une diminution de la demande américaine pour les produits du bois, sur les occupations des travailleurs de l'industrie forestière canadienne. L'analyse repose sur la méthode de différence en différences (DD), largement utilisée en sciences économiques (Blundell et Costa Dias, 2007).

Notre groupe traité inclut les individus travaillant principalement dans l'industrie forestière avant le choc, soit avant 2007. Le groupe contrôle inclut soit tous les autres individus, soit les travailleurs du secteur secondaire et/ou du secteur primaire avant 2007. Une attention particulière sera portée à la définition du groupe contrôle et à la vérification des hypothèses dans la section 3.2.

Notre étude apporte deux contributions principales. D'abord, elle permet d'enrichir la littérature sur les impacts des chocs de demande de travail sur les occupations, notamment en utilisant l'individu plutôt que la région comme unité d'analyse. Ensuite, elle permet de mieux comprendre la situation des individus en matière d'occupations suivant un choc de demande de travail. Ce dernier point pourrait servir à développer des politiques pour les aider à mieux s'ajuster ou les inciter à choisir une occupation avec un bénéfice social plus élevé que celle qu'ils préféreraient normalement (exemple : trouver un nouvel emploi plutôt que de devenir inactif).

La section 2 présente une revue de la littérature sur les changements occupations. La section 3 présente la base de données, les variables principales, notre modèle et la théorie pertinente à sa construction. L'analyse de nos résultats est faite dans la section 4. Enfin, la section 5 résumera et conclura notre mémoire.

CHAPITRE I

REVUE DE LITTÉRATURE

La littérature sur les occupations, principalement le travail et l'éducation, est abondante. Ces articles s'intéressent entre autres aux effets qu'ont les variations de prix ou les chocs de demande, financiers, commerciaux ou technologiques, sur l'emploi ou sur l'éducation. La revue de littérature sera divisée en trois sous-sections : 1.1 la définition de choix occupationnels, 1.2 les impacts des chocs sur la participation au marché du travail et 1.3 les impacts des chocs sur le choix d'étudier.

1.1 Définition des choix occupationnels

Andrew Donald Roy est le premier à définir les choix occupationnels dans un contexte économique. Dans Roy (1950) et Roy (1951), il propose un modèle simple qui explique comment les individus se répartissent entre deux occupations exigeant des compétences différentes. Les individus choisissent l'occupation qui maximise leur utilité, donc l'écart entre l'utilité du revenu et la désutilité de l'effort. Il est possible qu'un individu demeure dans une occupation sous-optimale s'il y a un coût de transition (formation, déplacement, etc.). À partir de cela, il est possible de modéliser les choix occupationnels.

1.2 Impacts des chocs sur la participation au marché du travail

Les études récentes se servent de chocs sur le marché de l'emploi pour conduire des études quasi-expérimentales à l'aide d'analyses en différences. Black *et al.* (2005a) s'intéressent au comportement de l'emploi suivant des chocs positifs et négatifs de demande de travail. Avec la méthode de DD, ils étudient l'impact des chocs pétroliers des années 70 et 80 sur l'emploi dans l'industrie du charbon, un substitut au pétrole, et dans les autres industries ainsi que la différence entre les industries desservant le marché local et celles dont la production est destinée à l'exportation. Ils estiment une variation positive de l'emploi d'environ 6,8 % en période de croissance et une variation négative de 7,8 % en période de récession. Ils estiment aussi que, pour une variation d'un emploi dans l'industrie du charbon, 0,174 emploi sera créé dans les industries locales en période de croissance alors que 0,349 emploi sera perdu en période de récession.

Marchand (2012) reprend la même méthode, mais en utilisant des données canadiennes et avec les variations du prix du pétrole entre 1971 et 2006. Il estime que 0,9 emploi local est créé pour chaque emploi dans le secteur pétrolier et que l'emploi local stagne plutôt que de décroître en période de récession. Il suppose que les écarts avec Black *et al.* (2005a) sont dus à des différences entre le Canada et les États-Unis ou entre les chocs sur les marchés du charbon (1970 et 1980) et du pétrole (2000). Il est possible que cet écart s'explique partiellement par le fait que les régions où l'exploitation pétrolière se fait au Canada étaient peu ou pas habitées et ont donc nécessité la création d'infrastructures et de commerces nouveaux plutôt que d'accroître l'utilisation de ceux déjà existants, ce qui pourrait expliquer à la fois pourquoi l'emploi dans les autres industries croît plus rapidement durant les périodes de croissance et stagne durant les périodes de récession.

Davis et Haltiwanger (2001) proposent une autre méthode pour étudier l'impact des chocs pétroliers sur l'emploi. Plutôt que d'utiliser une analyse en différences, ils préféreront un VAR. Avec les données du *Longitudinal Research Database* de 1978 à 1988, ils estiment l'impact des variations du prix du pétrole sur la croissance de l'emploi dans le secteur manufacturier. Ils concluent que les chocs sur le prix du pétrole sont responsable de 20 à 25 % de la variabilité de la croissance de l'emploi. Ils notent aussi que, pour un choc de même amplitude, on observe davantage de destruction d'emploi que de création.

En plus de s'intéresser aux dynamiques du marché du travail, deux articles récents utilisent un choc de nature commerciale, donc de la même nature que le choc que nous étudions.

Ebenstein *et al.* (2014) étudient l'impact de la mondialisation (accroissement du commerce international et délocalisation des emplois et de la production) sur les salaires réels des travailleurs américains. Ils utilisent la méthode des doubles moindres carrés et les données du *Current Population Survey Merged Outgoing Rotation Groups*, soit le *Current Population Survey* combiné avec des données de niveau industriel ainsi que les données du Bureau d'analyse économique (*Bureau of Economic Analysis*) sur les multinationales américaines. Dans leur première équation, ils créent un instrument dichotomique pour différencier les changements d'occupations en raison de la mondialisation des autres changements d'occupations. Ils estiment ensuite que les changements d'occupations dus à la mondialisation entraînent une réduction de 12 à 17 points de pourcentage du salaire réel. Leur article semble donc indiquer que choc de nature commerciale peut occasionner des changements d'occupations pour les individus travaillant dans les industries affectées.

Pour leur part, Autor *et al.* (2014) s'intéressent à l'impact de l'augmentation des importations de Chine sur les travailleurs américains. Ils prennent les données du *Annual Employee-Employer File* (EE) contenu dans le *Master Earnings File* (MEF) de l'Administration pour la sécurité sociale (*Social Security Administration*). Ils utilisent aussi la méthode des doubles moindres carrés, se servant du taux de pénétration des produits chinois dans les pays occidentaux autres que les États-Unis pour instrumenter le taux de pénétration des produits chinois aux États-Unis. Ils concluent que l'ouverture de la Chine a eu un impact négatif sur les revenus cumulés, les horaires de travail cumulés et les revenus annuels de travail des individus travaillant initialement dans des industries davantage exposées à la compétitivité de la Chine. Ces travailleurs ont été plus susceptibles de changer d'employeur ou d'industrie, mais pas de région. Se servant d'un échantillon différent, Autor *et al.* (2014) sont arrivés à une observation similaire à celle d'Ebenstein *et al.* (2014), confirmant que les chocs commerciaux ont un impact significatif sur le marché du travail.

Chan *et al.* (2011) apportent une autre contribution à la compréhension des chocs négatifs de demande de travail en décrivant les caractéristiques des individus qui perdent leur emploi durant les trois dernières récessions, soient celles de 1980, 1990 et 2008, ainsi que les conséquences qui en ont résulté pour les travailleurs. Ils se servent des données canadiennes de l'Enquête sur la population active (EPA). Ils posent quatre questions de recherche : qui perd son emploi, comment les pertes d'emplois diffèrent-elles entre les récessions, comment évolue la probabilité de retrouver un emploi peu après la crise et quelles sont les conséquences de perdre son emploi sur les salaires.

Premièrement, en 2008, 40 % des travailleurs perdant leur emploi sont âgés de 45 ans et plus comparé à seulement 19 % en 1980. La tendance inverse s'observe pour les tra-

vailleurs de 15 à 24 ans qui passent de 35 % en 1980 à 19 % en 2008. En comparaison avec les récessions de 1980 et 1990, les Canadiens ayant perdu leur emploi durant la récession de 2008 sont en moyenne plus âgés, ont plus d'ancienneté, sont plus éduqués et sont moins susceptibles de provenir du secteur manufacturier, ce qui s'explique principalement par des changements des caractéristiques moyennes des travailleurs. Néanmoins, lors de la dernière récession, l'individu dont la probabilité de perdre son emploi est la plus grande a pour caractéristiques d'être un homme, âgé de 15 à 24 ans, avec au plus deux ans d'ancienneté, sans diplôme universitaire, travaillant dans le secteur primaire ou la construction, et résidant dans les provinces de l'Atlantique. Il apparaît donc que, malgré les changements des caractéristiques moyennes, l'individu modal demeure le même.

Deuxièmement, la probabilité de perdre son emploi sur une base mensuelle passe de 2,9 % en 1980 à 2,7 % en 1990 puis à 2,0 % en 2008. On observe donc une diminution des pertes d'emploi relatives avec les récessions.

Troisièmement, en 2008, 50 % des travailleurs ayant perdu leur emploi se font réembaucher en quatre mois ou moins, comparé à 42 % en 1980 et 1990.

Quatrièmement, en moyenne, lors de la dernière récession, les salaires ont diminué faiblement. Le salaire hebdomadaire moyen est passé de 734 \$ à 703 \$ (dollars constants de 2008), soit un recul d'environ 4,2 %. Cette faible variation masque cependant une grande hétérogénéité. En effet, environ le quart des travailleurs ont vu leur salaire hebdomadaire réduit de 23 % tandis qu'une proportion similaire a vu son salaire hebdomadaire moyen augmenter de 18 %.

En somme, Chan *et al.* (2011) nous permettent donc d'avoir une idée plus précise des

impacts de la récession sur les travailleurs et mettent en lumière la pertinence de définir des sous-groupes à l'intérieur de notre échantillon pour en capturer la possible hétérogénéité.

S'intéressant aussi aux caractéristiques des travailleurs perdant leur emploi en période de crise, Nolan et Voitchovsky (2015) mesurent l'incidence d'un choc financier sur les pertes d'emplois par quintile de revenu en Irlande suivant la Grande Récession. À l'aide d'un modèle probit, ils estiment que les individus dans les deux quintiles les plus élevés sont peu affectés par la crise et que les individus dans les trois quintiles les plus bas ont une plus grande probabilité de perdre leur emploi entre 2006 et 2009. Il est donc possible que le niveau de revenu ait un impact sur la probabilité de perdre son emploi, donc de changer d'occupation. Notons que leur modèle n'inclut pas de contrôle pour l'expérience de travail et l'ancienneté, qui sont corrélées positivement avec un revenu plus élevé et négativement avec la probabilité de perdre son emploi.

1.3 Impacts des chocs sur le choix d'étudier

Black *et al.* (2005b) s'intéressent aux impacts d'une hausse du salaire pour les emplois exigeant peu de capital humain sur la fréquentation scolaire aux États-Unis. Ils se servent de la forte croissance de l'industrie du charbon suivant les chocs pétroliers, ce qui constitue un choc positif de demande de travail pour l'industrie du charbon. Ils utilisent les réserves de charbon par comté pour déterminer lesquels devraient bénéficier de l'augmentation des prix du charbon et ils estiment qu'une hausse de 10 % des revenus par habitant dans un comté où l'industrie du charbon est présente entraîne une baisse de 5 à 7 % du taux de fréquentation scolaire au secondaire. Ils précisent qu'une augmentation de 10 % du revenu moyen par habitant implique vraisemblablement une

augmentation de plus de 10 % du revenu espéré des décrocheurs. Cela suit l'hypothèse des modèles de capital humain présentés dans Mincer (1958) et dans Becker (1964), qui indiquent qu'un individu cesse de fréquenter l'école si son revenu espéré escompté est plus grand en quittant l'école qu'en terminant sa scolarité. Ainsi, une augmentation des salaires de la main-d'oeuvre peu qualifiée entraîne une baisse de la fréquentation scolaire.

Cascio et Narayan (2015) étudient la même question que Black *et al.* (2005b), mais en estimant le taux de décrochage plutôt que le taux de fréquentation scolaire. Ils se servent de la découverte et de la diffusion de la technologie de fracturation hydraulique comme choc positif de demande de travail. Cette technologie favorise les secteurs minier, de la construction et du transport routier dans lesquels la main-d'oeuvre est peu qualifiée et la majorité des travailleurs sont des hommes. Sa diffusion a donc un impact sur le salaire espéré des travailleurs peu qualifiés, mais n'a pas d'effet significatif sur le salaire espéré des travailleurs avec un haut niveau d'éducation. Ils estiment qu'une augmentation d'un point de pourcentage du taux d'emploi des hommes dans l'industrie des hydrocarbures augmente de 1,5 à 2,5 points de pourcentage le taux de décrochage des jeunes hommes au secondaire. Bien que Black *et al.* (2005b) et Cascio et Narayan (2015) n'aient pas la même variable dépendante (taux de fréquentation scolaire et taux de décrochage), ni la même variable explicative d'intérêt (revenu per capita et taux d'emploi dans l'industrie du charbon) et qu'ils mesurent leur résultats différemment (pourcentage et point de pourcentage), ils obtiennent que l'augmentation du revenu espéré des travailleurs peu qualifiés a une incidence négative sur la fréquentation scolaire au secondaire.

Chan *et al.* (2015) obtiennent des résultats partiellement différents de ceux de Cascio et Narayan (2015) et de Black *et al.* (2005b). Ils concluent que l'augmentation

du revenu espéré des travailleurs peu qualifiés n'a aucune incidence sur la fréquentation scolaire au secondaire, mais elle affecte cependant la fréquentation scolaire post-secondaire. En utilisant les données de l'EPA et la croissance du prix du pétrole de 2001 à 2008, ils font une analyse en différences pour mesurer l'impact causal d'une augmentation des salaires des jeunes hommes sur leurs choix occupationnels. Ils estiment qu'une augmentation de 10 points de logarithme du salaire réel net après taxes entraîne une diminution de la fréquentation scolaire post-secondaire, principalement universitaire, de 2,6 à 3,5 points de pourcentage ainsi qu'une diminution de 1,4 à 1,9 point de pourcentage des jeunes hommes sans emploi et ne fréquentant pas l'école. Ces effets combinés engendrent une augmentation de 3,5 à 4,5 points de pourcentage des jeunes hommes ayant un emploi. Tel que mentionné précédemment, ils ne trouvent aucun impact significatif sur la fréquentation scolaire des jeunes au secondaire. L'hypothèse qu'ils avancent pour expliquer cette différence est un changement de la propension des jeunes à changer leur choix d'éducation suivant une variation du salaire réel. Cependant, cela n'explique pas la différence avec les résultats de Cascio et Narayan (2015) qui étudient la même période que Chan *et al.* (2015). Il est à noter que l'unité d'analyse utilisée dans Chan *et al.* (2015) et Cascio et Narayan (2015) est l'individu, donc la probabilité qu'un individu soit dans une situation donnée, tandis que Black *et al.* (2005b) utilisent le comté, donc la part des variations dans la fréquentation scolaire d'un comté qui serait due au changement du prix. Aussi, chaque article utilise un instrument différent pour capturer les variations du salaire dans l'industrie étudiée.

Par ailleurs, Chan *et al.* (2015) proposent un modèle pour analyser les choix occupationnels. Ils génèrent cinq variables binaires d'occupations : (1) être employé ; (2) étudier ; (3) étudier à l'université à temps plein ; (4) ne pas être employé ni étudier ; et

(5) être employé et étudier. Notre méthode s'inspire grandement de la leur. Cependant, nous ferons une distinction entre être au chômage et inactif, et entre être employé à temps plein et à temps partiel.

Les publications récentes démontrent que les chocs technologiques, financiers, commerciaux ou de demande pour une ressource ont à la fois un impact sur l'emploi et sur les choix d'éducation, bien que les groupes affectés et l'ampleur des effets varient d'une étude à l'autre. Les modèles employés dans ces études serviront à développer le nôtre dans la section suivante.

CHAPITRE II

PRÉSENTATION DES DONNÉES, DE LA MÉTHODE ET DE L'ÉCHANTILLON

Cette section présente un bref portrait des données, de la méthodologie ainsi que des groupes de contrôle et de traitement.

2.1 Présentation des données

Nos données proviennent de l'Enquête sur la dynamique du travail et du revenu (EDTR), une enquête à participation volontaire conduite annuellement auprès des Canadiens participant à l'EPA. Les participants de l'EPA sont suivis sur un panel de six mois tandis que ceux de l'EDTR sont suivis pendant six ans. La rotation de l'EDTR se fait tous les trois ans. Elle contient des informations détaillées sur les revenus, le logement, la scolarité, la mobilité, l'emploi et plusieurs autres caractéristiques sociodémographiques. Les données sur l'emploi et l'éducation nous permettent de déterminer les occupations des individus et sont donc cruciales pour notre étude. Nous nous servons du panel de 2005 à 2010 pour l'estimation de tous nos résultats.

Nous nous inspirons de la méthode de Morissette *et al.* (2015), soit d'utiliser des variables binaires pour représenter les occupations. Nous avons quatre occupations principales : travailleur, chômeur, inactif et étudiant. Les trois premiers sont mutuellement exclusifs. L'occupation « étudiant » n'est pas exclusive avec les autres. En fait, un étu-

diant est aussi travailleur, chômeur ou inactif. De plus, dans la quasi-totalité des cas, nous pouvons déterminer si le travail est à temps plein ou à temps partiel. Nous expliquerons la méthode pour assigner un individu à une occupation dans la section 2.4.

Pour que les données représentent adéquatement la population canadienne, Statistique Canada produit une variable de pondération. La pondération cherche à reproduire les caractéristiques principales de la population à moment donné (l'année 2005 dans notre cas). La pondération se fait en quatre étapes.¹ Premièrement, suivant l'hypothèse que chaque individu échantillonné représente plusieurs individus non-échantillonnés, un poids de base est attribué à chaque individu échantillonné. Deuxièmement, les poids de base sont ajustés pour tenir compte de la non-réponse et des valeurs influentes, ou valeurs aberrantes ayant un impact important sur la distribution d'une variable. Troisièmement, un autre ajustement est fait par la Division de la démographie de Statistique Canada pour que les caractéristiques démographiques (l'âge, le sexe, la taille du ménage et la taille de la famille économique de l'échantillon) soient les mêmes que ceux d'autres sources de Statistique Canada. Quatrièmement, la pondération est ajustée avec les relevés T4 de l'Agence du revenu du Canada (ARC) pour être représentative de la distribution des revenus. Notons que, considérant les caractéristiques de la pondération, les variables qui ne servent pas à la pondération pourraient ne pas être systématiquement représentatives de la population.

L'EDTR est disponible dans plusieurs formats différents. Afin de disposer du plus d'informations possibles sur l'emploi, nous avons utilisé une version qui contient tous les emplois occupés par un individu plutôt qu'uniquement l'emploi principal. Cela nous permet d'avoir des données mensuelles plutôt qu'annuelles sur son emploi. Le travail

1. Statistique Canada. *Méthodologie de l'EDTR*.

dans le secteur forestier étant saisonnier, ce choix nous permet d'inclure tous les travailleurs du secteur.

2.2 Méthode et modèle

Considérant l'ampleur des diminutions des exportations et de la production suivant la crise des *subprimes*, présentées dans les figures 2.1 et 2.2, nous avons choisi un modèle de différence en différences pour mesurer l'effet du choc.

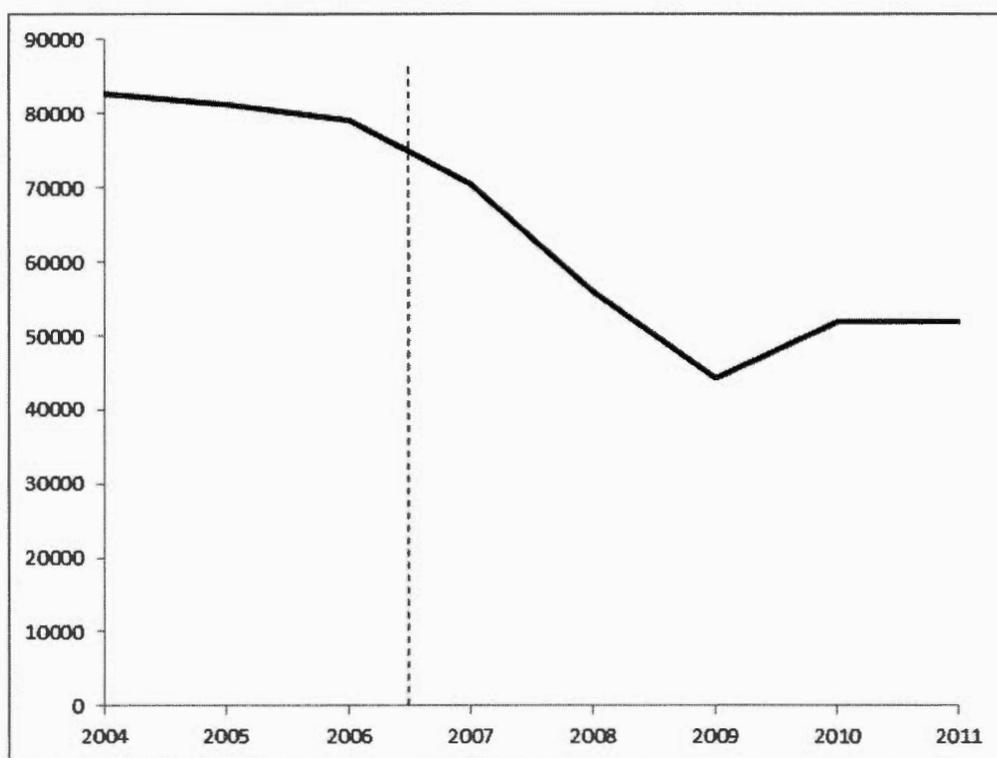


Figure 2.1 – Production canadienne de bois d'oeuvre, annuelle, 2004-2011 (en milliers de mètres cubes)

Source : Bloomberg, L.P. (2017) Production de bois d'oeuvre du Canada, janvier 2004 à décembre 2011. Consulté le 26 mai 2017 avec la base de données Bloomberg.

Comme le démontre la figure 2.1, la production canadienne de bois d'oeuvre passe de 79 174 milliers de mètres cubes en 2006 à 51 917 en 2010, soit un réduction d'environ

35 % en 4 ans. La figure 2.2, quant à elle, montre que les exportations à destination des États-Unis suivent la même tendance.

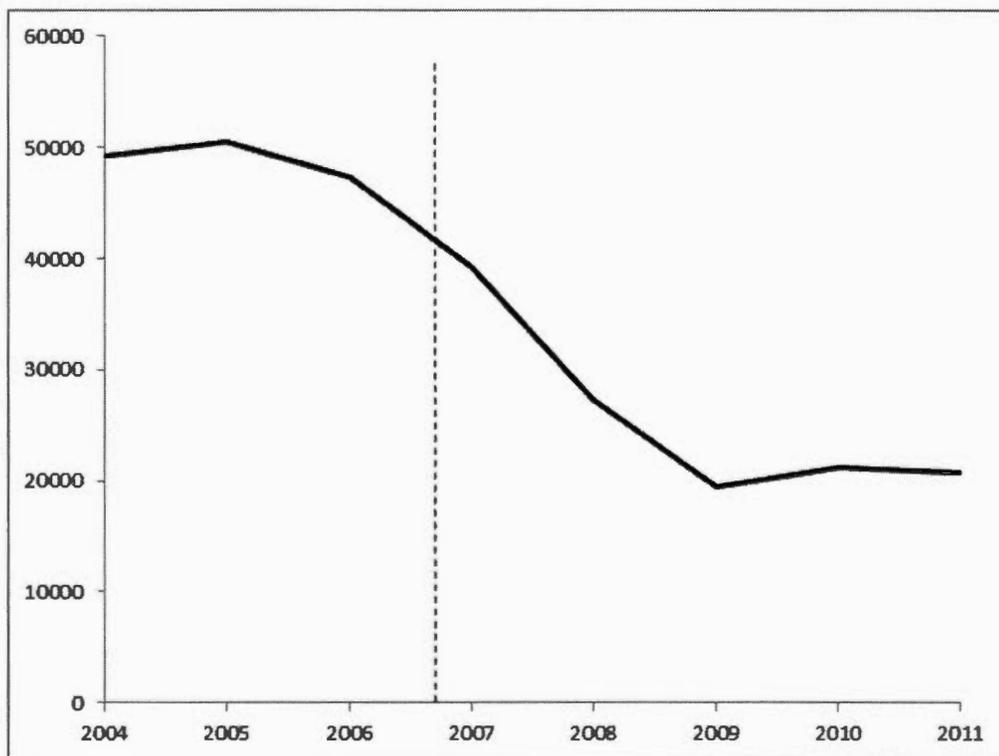


Figure 2.2 – Exportations canadiennes de bois d’oeuvre vers les États-Unis, annuelles, 2004-2011 (en milliers de mètres cubes)

Source : Bloomberg, L.P. (2017) Volume des exportations de bois d’oeuvre du Canada à destination des États-Unis, janvier 2004 à décembre 2011. Consulté le 26 mai 2017 avec la base de données Bloomberg.

Le volume des exportations de bois d’oeuvre du Canada à destination des États-Unis, quant à lui, passe de 47 268 milliers de mètres cubes en 2006 à 21 177 en 2010, soit une réduction d’environ 55 % en 4 ans. Par ailleurs, environ 60 % de la production était destinée au marché américain en 2006 contre seulement 41 % en 2010. Cette période marque une diminution importante de la production de bois et suffisante pour l’utilisation de la méthode de DD.

L'analyse en différences est une méthode quasi-expérimentale qui permet d'isoler l'effet d'un traitement sous certaines conditions. Idéalement, nous voudrions observer chaque individu i dans les deux états, traité (1) et non-traité (0), en un instant, soit $y_{i,0}$ et $y_{i,1}$. Cependant, puisqu'un individu ne peut pas être dans deux états simultanément, nous comparons plutôt l'individu traité avec un individu comparable, mais non-traité. Concrètement, nous utiliserons un modèle simple avec deux périodes ($T = \{b, a\}$) où b correspond à avant le traitement et a , après. Nous avons donc l'individu i , sélectionné dans un échantillon de n individus ($i = 1, 2, \dots, n$) et à la période $T = b, a$. La variable dépendante, y , peut être une variable continue ou discrète. Dans notre cas, il s'agit d'une variable binaire d'occupation. Pour un individu qui n'est pas sujet au traitement, nous avons :

$$y_{i,T,0} = \phi_i + \delta_T + \epsilon_{i,T} \quad (\text{II.1})$$

où ϕ_i est un effet fixe individuel, δ_T est un effet fixe de temps et $\epsilon_{i,T}$ est un terme d'erreur. Pour un individu qui est sujet au traitement, y est déterminé par :

$$y_{i,T,1} = \phi_i + \delta_T + \gamma + \epsilon_{i,T} = y_{i,T,0} + \gamma \quad (\text{II.2})$$

où γ est l'effet espéré du traitement sur les individus traités. Nous pouvons donc estimer γ en prenant l'espérance de la différence entre les individus traités et ceux non-traités :

$$\hat{\gamma} = E(y_{i,T,1} - y_{i,T,0}) \quad (\text{II.3})$$

On peut combiner les équations II.1 et II.2 en utilisant une variable binaire d'assigna-

tion au traitement, $d_{i,T}$, qui prend la valeur 1 si l'individu est traité, 0 sinon. Ainsi :

$$y_{i,T} = (1 - d_{i,T})y_{i,T,0} + d_{i,T}y_{i,T,1} \quad (\text{II.4})$$

$$y_{i,T} = \phi_i + \delta_T + \gamma d_{i,T} + \epsilon_{i,T} \quad (\text{II.5})$$

En prenant une première différence par rapport au temps, l'effet fixe individuel se simplifie. Puisque personne n'est traité à la première période, $d_{i,b} = 0$. De plus, puisque le temps n'a pas d'effet à la période initial, $\delta_b = 0$. Nous obtenons :

$$(y_{i,a} - y_{i,b}) = \delta_a + \gamma d_{i,a} + (\epsilon_{i,a} - \epsilon_{i,b}) \quad (\text{II.6})$$

En reprenant l'intuition de l'équation II.3, on obtient l'estimateur de gamma suivant :

$$\hat{\gamma}_{DD} = E[(y_{i,a} - y_{i,b})|d_{i,a} = 1] - E[(y_{i,a} - y_{i,b})|d_{i,a} = 0] \quad (\text{II.7})$$

Pour simplifier la notation, nous ajouterons un indice qui prend la valeur de 1 si l'individu sera traité et 0 sinon :

$$\hat{\gamma}_{DD} = E(y_{i,a,1} - y_{i,b,1}) - E(y_{i,a,0} - y_{i,b,0}) \quad (\text{II.8})$$

En considérant que l'effet fixe de temps peut différer tout dépendant si l'individu sera traité ou non, nous avons :

$$\hat{\gamma}_{DD} = (\delta_{a,1} + \gamma d_{i,a,1}) - (\delta_{a,0}) \quad (\text{II.9})$$

γ étant l'effet espéré du traitement sur les individus traités, $(\gamma d_{i,a,1}) = \gamma$.

$$\hat{\gamma}_{DD} = \gamma + \delta_{a,1} - \delta_{a,0} \quad (\text{II.10})$$

Pour que $\hat{\gamma}_{DD}$ soit un estimateur non-biaisé de γ , nous devons poser l'hypothèse que les deux groupes suivent une tendance commune, soit que $\delta_{a,1} = \delta_{a,0}$, donc que l'effet du temps aurait été identique pour les deux groupes en l'absence de traitement. Lorsque cette hypothèse est respectée, nous obtenons :

$$\hat{\gamma}_{DD} = \gamma \quad (\text{II.11})$$

L'analyse en différences impose donc une hypothèse supplémentaire, celle des tendances communes entre les groupes. Nous vérifierons que nous avons bien des tendances communes dans la sous-section 3.2.5. De plus, pour être en mesure d'isoler l'effet du traitement, il ne faut pas qu'il affecte le groupe non-traité sans quoi nous estimerions la différence entre les effets sur chaque groupe plutôt que l'effet total. Par ailleurs, puisque le modèle est estimé par MCO, certaines hypothèses additionnelles doivent être respectées. En plus des hypothèses propres à l'analyse en différences, il ne doit pas y avoir de multicollinéarité parfaite entre les variables explicatives et les termes d'erreur doivent être homoscédastiques. Nous utiliserons des estimateurs robustes à l'hétéroscédasticité et à l'autocorrélation pour éviter d'avoir à faire cette dernière hypothèse.

Si elle est plus simple à estimer, la méthode MCO a cependant le défaut de produire des estimations qui ne sont pas toujours comprises entre 0 et 1. Nous estimerons aussi l'équation avec un modèle logit et un modèle probit pour vérifier s'il y a une différence

importante entre ceux-ci.

Contrairement à la plupart des études sur le sujet qui sont faites sur une base régionale, notre unité d'analyse sera l'individu puisque nous disposons d'une variable permettant de déterminer l'industrie dans laquelle travaille un individu. Nous considérerons que l'impact de la récession sur l'emploi survient en janvier 2007. La variable « post » prend la valeur 1 si l'observation est après le choc et 0 sinon. Un individu appartient au groupe traité ($d=1$) s'il travaille uniquement dans l'industrie forestière pendant au moins six mois par année en 2005 et en 2006. Le vecteur \mathbf{X} contient les variables individuelles de contrôles suivantes : l'âge, l'âge au carré, le genre, des indicateurs pour la province de résidence, un indicateur de ruralité, le niveau d'éducation, un indicateur d'immigration, l'appartenance à une minorité visible, la langue maternelle (anglais, français ou autre), l'état matrimonial et la présence d'une incapacité empêchant partiellement ou complètement l'individu de travailler. Étant donné que certains emplois dans l'industrie forestière sont saisonniers, nous avons inclus des variables indicatrices pour chaque mois. Ces choix seront expliqués dans la section suivante. Pour l'étude des occupations, nous estimons des équations de la forme suivante :

$$y_{i,T} = \alpha + \delta post_T + \theta d_i + \gamma d_i post_T + \beta \mathbf{X}_{i,T} + \sum_{j=1}^{12} (\phi_j mois_j) + \epsilon_{i,T} \quad (\text{II.12})$$

où $y_{i,T}$ est une variable d'occupation binaire, d_i est une variable binaire indiquant si l'individu appartient au groupe traité et $\mathbf{X}_{i,T}$ est un vecteur de caractéristiques individuelles et régionales.

Ainsi, α est la constante, δ capture l'effet moyen du choc sur $y_{i,T}$, θ , l'effet moyen de travailler dans l'industrie forestière et γ , l'effet moyen du choc spécifique aux individus

travaillant dans l'industrie forestière, ce qui correspond à l'effet moyen du traitement dans une différence en différences. Le vecteur β capture l'effet moyen des caractéristiques individuelles et régionales. $\phi_{j=1}^{12}$ sont les effets fixes de mois capturant la saisonnalité. Dans les tableaux de résultats, γ sera nommé « Interaction ».

2.3 Définition de l'échantillon, du groupe traité et du groupe contrôle

Notre échantillon de base comprend les individus entre 16 et 65 ans en 2005, demeurant dans l'une des dix provinces canadiennes, ayant déclaré leurs revenus, étant présents au moins une fois avant l'année du choc, 2007, et une fois après. De plus, nous nous concentrons sur les individus pour lesquels il est possible de déterminer une occupation, ayant travaillé au moins 6 mois par année en 2005 et en 2006 et travaillant dans le secteur primaire ou secondaire en 2005 et 2006.² Puisque nos variables dépendantes sont des occupations, il est nécessaire d'exclure les individus pour lesquels on ne peut pas déterminer d'occupation en raison de leur non-réponse aux questions pertinentes de l'enquête. Notons qu'ils ne représentent qu'environ une observation sur mille. Le tableau 2.1 présente le nombre d'observations retirées de l'échantillon suite aux restrictions.

2. Le secteur d'activité d'un individu est défini comme étant son secteur modal d'activité pour les années 2005 et 2006.

Tableau 2.1 – Nombre d’observations restantes après chaque exclusion, en milliers

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	Initial	16-65 ans	Revenus	Avant/ Après	Occupations	6 mois	Secteurs
Observations	1 192	1 186	1 185	1 081	1 080	849	221

Note : Le nombre d’observations mensuelles est non-pondéré et en milliers. Après avoir imposé la restriction d’âge, toutes les observations sont dans l’une des 10 provinces canadiennes. Les colonnes donnent le nombre d’observation après la restriction associée : 1) sans restriction ; 2) individus entre 16 et 65 ans ; 3) revenus déclarés ; 4) observés avant et après le choc ; 5) occupations identifiables sur une base mensuelle ; 6) travaillent au moins 6 mois par année en 2005 et en 2006 ; 7) le secteur de travail modal pour les années 2005 et 2006 est le secteur primaire ou secondaire (voir section 3.2.1).

Notre échantillon sera divisé en deux groupes : traité et non-traité. Pour appartenir au groupe traité, un individu doit avoir eu un emploi dans l’industrie forestière durant au moins six mois en 2005 et six mois en 2006. Les emplois dans l’industrie forestière sont souvent saisonniers, tel que démontré dans l’annexe C. Il est impératif de s’assurer que les individus inclus dans notre groupe traité ont travaillé dans l’industrie forestière avant le choc. Sans ce contrôle, nous inclurions des individus qui n’y travaillent que de façon anecdotique, pour une très courte période, avant de se diriger vers un autre emploi ou une autre occupation pour le reste du panel, ce qui risquerait de biaiser nos résultats. La sensibilité des résultats à cette restriction est présentée dans la sous-section 3.2.2. Les individus n’appartenant pas au groupe traité et faisant partie de l’échantillon que nous avons sélectionné forment le groupe contrôle, ou non-traité. Le tableau 2.2 présente les caractéristiques sociodémographiques de l’échantillon et de nos groupes.

Tableau 2.2 – Caractéristiques de l'échantillon - Sociodémographiques

Caractéristiques	(1) Échantillon	(2) Non-traité	(3) Traité
Mois de participation	64,108	63,983	65,521
Années de participation	5,345	5,334	5,470
Province de résidence			
Terre-Neuve-et-Labrador	0,016	0,017	0,012
Île-du-Prince-Édouard	0,006	0,007	0,002
Nouvelle-Écosse	0,027	0,026	0,036
Nouveau-Brunswick	0,025	0,023	0,049
Québec	0,246	0,235	0,370
Ontario	0,383	0,394	0,262
Manitoba	0,039	0,040	0,021
Saskatchewan	0,033	0,035	0,013
Alberta	0,123	0,130	0,041
Colombie-Britannique	0,101	0,093	0,193
Âge	43,728	43,724	43,770
Genre (homme=1)	0,782	0,775	0,854
État matrimonial			
En couple	0,743	0,745	0,730
Célibataire	0,257	0,255	0,270
Immigrant	0,186	0,196	0,079
Minorité visible	0,129	0,136	0,046
Langue maternelle			
Anglais	0,564	0,571	0,482
Français	0,243	0,228	0,417
Autre	0,190	0,198	0,095
Observations	17 263	15 863	1 400

Note : L'échantillon contient 3 588 individus. Le nombre d'observations annuelles est pondéré et en milliers. « Mois de participation » correspond au nombre de mois où l'individu répond à l'enquête et « Années de participation », au nombre d'année où il est observé.

Nous observons que le groupe traité se concentre, en ordre d'importance relative, au Québec, en Ontario et en Colombie-Britannique, soit les trois provinces canadiennes

possédant de vastes forêts. Le groupe contrôle, quant à lui, se concentre en Ontario, au Québec, en Alberta et en Colombie-Britannique. L'Ontario y occupe une place plus importante en raison de son secteur manufacturier et l'Alberta s'y trouve surtout en raison de l'activité minière. Par ailleurs, nous observons que la proportion d'hommes est plus importante dans l'industrie forestière que dans les autres industries des secteurs primaire et secondaire. L'âge moyen et l'état matrimonial sont presque identiques pour les deux groupes. Le groupe non-traité contient une proportion plus grande d'immigrants, de minorités visibles ou d'individus dont la langue maternelle n'est ni le français ni l'anglais. Cela peut s'expliquer par le fait que les centres industriels sont généralement près des grands centres urbains, là où se concentre l'immigration ainsi que par le phénomène des travailleurs-migrants en agriculture. Supposant que les caractéristiques ethniques n'ont pas une incidence différenciée sur l'évolution à travers le temps de la probabilité de perdre son emploi à l'intérieur d'une même industrie, cette situation n'engendre aucun biais. Nous testerons si l'ajout de ces variables pertinent pour nos estimations dans la section 3.2.3. Nous disposons aussi de caractéristiques liées au marché du travail, présenté dans le tableau 2.3.

Tableau 2.3 – Caractéristiques de l'échantillon - Travail

Caractéristiques	(1) Échantillon	(2) Non-traité	(3) Traité
Niveau d'étude			
Moins que secondaire	0,170	0,166	0,208
Secondaire	0,287	0,283	0,331
Postsecondaire	0,380	0,381	0,363
Universitaire	0,132	0,137	0,074
Non-déclaré	0,032	0,033	0,024
Secteur modal d'emploi			
Primaire	0,471	0,489	0,262
Secondaire	0,533	0,515	0,738
Incapacité	0,017	0,017	0,023
Revenu net après impôts	43408,19	43719,95	39829,50
Observations	17 263	15 863	1 400

Note : L'échantillon contient 3 588 individus. Le nombre d'observations annuelles est pondéré et en milliers. La catégorie « Postsecondaire » fait référence aux diplômes non-universitaires. Le secteur d'activité d'un individu est défini comme étant son secteur modal d'activité pour les années 2005 et 2006. « Incapacité » indique si l'individu souffre d'une incapacité l'empêchant partiellement ou complètement de travailler.

Nous observons que le niveau d'éducation est généralement plus faible dans le groupe traité et qu'une plus grande proportion de ce groupe travaille dans le secteur secondaire. Le revenu moyen est légèrement plus faible pour l'industrie forestière, ce qui pourrait être expliqué, entre autres, par davantage de pertes d'emplois, volontaires ou non, en raison du choc.

2.4 Occupations

La détermination de l'occupation d'un individu se fait en trois étapes : (1) déterminer le statut mensuel d'activité (travailleur, chômeur, inactif), (2) déterminer si le travail est à temps plein ou partiel et (3) déterminer si l'individu est aux études. Pour minimiser

le nombre d'observations manquantes pour les occupations, nous utilisons plusieurs variables pour les déterminer.

L'EDTR contient une variable pour le statut mensuel de l'activité qui indique l'occupation des individus. Cependant, elle contient plusieurs observations manquantes, ce à quoi nous remédierons à l'aide d'autres variables caractérisant l'occupation. Une variable indiquant si un individu est « sans emploi en tout temps durant le mois et recherch[e] du travail » ou « sans emploi en tout temps durant le mois et ne recherch[e] pas de travail » permet de déterminer si les individus sont respectivement au chômage ou inactifs. Ensuite, nous avons trois variables déterminant le nombre de semaines par année qu'un individu travaille, est au chômage ou est inactif. Si un individu passe au moins 50 semaines par année dans la même occupation, nous considérerons que c'est son occupation mensuelle pour les 12 mois de l'année. Notons que cette imputation est faite après celles avec les horaires de travail, les heures de travail ou les semaines de travail, définies ci-après.

Pour déterminer si l'individu travaille à temps plein ou à temps partiel sur une base mensuelle, nous utilisons d'abord une variable annuelle indiquant si l'individu travaille à temps plein ou partiel pour l'année complète. Il est impératif que l'individu ait le même statut pendant 12 mois pour être assigné avec cette variable. Ensuite, nous utilisons les heures travaillées par mois, 130 heures ou plus pour un temps plein et moins de 130 heures pour un temps partiel, puis les heures travaillées par semaine, 30 heures ou plus pour un temps plein et moins de 30 heures pour un temps partiel.

À partir de ces choix, nous avons créé six occupations : travail, travail à temps plein, travail à temps partiel, non-travail, chômage et inactif. Les catégories travail, chômage

et inactif sont mutuellement exclusives et complètes, c'est-à-dire qu'un individu se retrouve dans une seule de ces occupations à un moment donné et que tous les individus ont une occupation. Rappelons que moins d'une observation sur mille est exclue de l'échantillon car nous n'avons pu déterminer leur occupation sur une base mensuelle. Les occupations travail à temps plein et travail à temps partiel sont mutuellement exclusives, mais nous manquons d'informations pour déterminer le statut de certains individus.

Nous observerons aussi le choix d'étudier, mais ce choix est non-exclusif vis-à-vis des autres. Nous considérerons comme étudiant pour un mois donné un individu inscrit dans une école secondaire, un collège ou CEGEP, une université, une école de commerce ou une école des métiers durant le mois. Si l'individu n'a pas déclaré être inscrit, nous considérons qu'il est non-étudiant.

Les colonnes 1 à 5 du tableau 2.4 présentent les caractéristiques liées aux occupations pour les deux groupes à chaque période et pour l'échantillon. La colonne 6 présente l'estimation par MCO de l'effet du traitement.

Tableau 2.4 – Caractéristiques de l'échantillon - Occupations

Catégories	Échan- tillon (1)	Non-traité		Traité		DD (6)
		Avant (2)	Après (3)	Avant (4)	Après (5)	
Travail	0,903	0,969	0,874	0,970	0,830	-0,044 (0,019) [0,017]
Temps plein	0,830	0,899	0,798	0,911	0,753	-0,055 (0,024) [0,020]
Temps partiel	0,056	0,053	0,057	0,042	0,069	0,023 (0,015) [0,113]
Chômage	0,036	0,017	0,043	0,014	0,066	0,025 (0,011) [0,031]
Inactif	0,061	0,015	0,083	0,016	0,105	0,020 (0,014) [0,172]
Étudiant	0,027	0,028	0,025	0,025	0,039	0,015 (0,010) [0,141]
Observations	207 025	63 263	126 992	5 615	11 155	207 025

Note : L'échantillon contient 3 588 individus. Le nombre d'observations mensuelles est pondéré et en milliers. Ce tableau présente les fréquences relatives pour chaque occupation dans chaque sous-groupe. Les occupations sont définies sur une base mensuelle. La différence entre « Travail » et la somme de « Temps plein » et « Temps partiel » correspond à la fraction des individus dont l'horaire de travail ne peut pas être déterminé. La colonne 6 présente l'estimation par MCO de l'effet du traitement, sans variable de contrôle. Pour chaque variable dépendante sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Nous observons que les occupations des groupes traité et non-traité sont similaires avant le choc. La probabilité de travailler a diminué de 97 % avant 2007 à 83 % après pour le groupe traité et de 96,9 % à 87,4 % pour le groupe non-traité. Rappelons que,

pour faire partie de l'échantillon, un individu doit travailler au moins 6 mois par année en 2005 et 2006, ce qui explique la forte probabilité de travailler avant 2007. La colonne 6 présente l'estimation d'un modèle simple de DD incluant uniquement le groupe, le choc et le traitement, soit :

$$y_{i,T} = \alpha + \delta post_T + \theta d_i + \gamma d_i post_T + \epsilon_{i,T} \quad (II.13)$$

Le coefficient présenté est l'effet du traitement, donc γ .

CHAPITRE III

ANALYSE DES RÉSULTATS

Dans cette section, nous présenterons d'abord les tests de sensibilité du modèle aux différentes restrictions imposées. Nous présenterons par la suite les résultats de notre modèle, puis nous discuterons de leur validité.

3.1 Résultats

Nous avons utilisé donc un modèle de probabilités linéaires sans effets fixes individuels (MPL RE) pour estimer l'impact du choc sur les occupations des travailleurs de l'industrie forestière à l'aide de l'équation II.12. Les analyses de sensibilité et de robustesse sont présentées dans la section 3.2. Les résultats des estimations pour un MPL avec effets fixes sont présentés dans les tableaux A.1 et A.2 de l'annexe A. Chaque occupation est représentée par une variable binaire qui servira de variable dépendante pour l'équation II.12. Le tableau 3.1 présente les coefficients pour le fait de travailler, de travailler à temps plein et de travailler à temps partiel, et le tableau 3.2, ceux pour le fait de ne pas travailler, d'être au chômage, d'être inactif et d'étudier. Le coefficient de « Interaction » correspond à l'effet moyen du traitement et celui de « Choc », à l'effet moyen du choc. Le fait d'appartenir au groupe traité n'a pas d'effet statistiquement significatif sur les occupations.

Tableau 3.1 – Impact de la récession sur le travail, MPL RE

Variables	(1) Travail	(2) Temps plein	(3) Temps partiel
Interaction	-0,041 (0,018) [0,023]	-0,050 (0,022) [0,022]	0,022 (0,015) [0,128]
Choc	-0,086 (0,005) [0,000]	-0,091 (0,007) [0,000]	0,002 (0,004) [0,614]
R2	0,094	0,105	0,034

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Suite au choc, nous observons que la réduction de la probabilité de travailler spécifique aux individus traités est de 4,1 points de pourcentage en plus d'une réduction générale de 8,6 points de pourcentage. Elle provient principalement des travailleurs à temps plein, qui subissent une réduction spécifique de 5,0 points de pourcentage et générale de 9,1 points de pourcentage. Considérant que la diminution de la probabilité de travailler après la récession est plus importante pour les travailleurs à temps plein que pour l'ensemble des travailleurs, il est probable qu'une partie d'entre eux ait subi une réduction de leurs heures de travail jusqu'à avoir un horaire à temps partiel. Cependant, l'effet du traitement sur le travail à temps partiel est non-significatif. Dans l'ensemble, nous constatons donc que les travailleurs de l'industrie forestière ont effectivement été plus susceptibles de perdre leur emploi que les travailleurs d'industries similaires entre 2007 et 2010.

Dans l'optique de prescrire une action gouvernementale pour assister les travailleurs en période de crise, il est important de comprendre vers quelles occupations ils se dirigent. Le tableau 3.2 montre si les individus perdant leur emploi se retrouvent au chômage

ou deviennent inactifs. Rappelons que les occupations « Travail », « Chômage » et « Inactif » sont mutuellement exclusives et complètes et que le « Non-travail » est donc la somme des individus au chômage ou inactifs. Conséquemment, la colonne 1 est la somme des colonnes 2 et 3. L'occupation « Études » n'est pas mutuellement exclusive. La colonne 4 représente donc simplement la variation du taux d'inscription dans les établissements d'enseignements, tous niveaux confondus, pour les individus du groupe traité.

Tableau 3.2 – Impact de la récession sur le non-travail

Variables	(1) Non-travail	(2) Chômage	(3) Inactif	(4) Études
Interaction	0,041 (0,018) [0,023]	0,024 (0,011) [0,032]	0,016 (0,014) [0,237]	0,014 (0,011) [0,172]
Choc	0,086 (0,005) [0,000]	0,028 (0,003) [0,000]	0,059 (0,004) [0,000]	0,005 (0,003) [0,085]
R2	0,093	0,016	0,094	0,067

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Nous observons que la probabilité de se retrouver au chômage augmente respectivement de 2,4 et 2,8 points de pourcentage spécifiquement aux travailleurs de l'industrie forestière et pour l'ensemble des travailleurs des secteurs primaire et secondaire. La probabilité d'être inactif augmente de 5,9 points de pourcentage pour l'ensemble des travailleurs, mais n'a pas d'effet significatif spécifique au groupe traité.. La non-significativité de l'effet de traitement pour l'inactivité est attribuable à la faible amplitude du coefficient combinée avec un écart-type d'amplitude similaire.

En ce qui a trait à l'éducation, l'effet sur le groupe traité est de 1,4 point de pourcentage, mais n'est pas significatif. La faible amplitude du traitement sur l'occupation « Études » est vraisemblablement due à l'âge des travailleurs de l'industrie forestière ainsi qu'à la nature du choc. Il nous semble plus coûteux pour un individu en milieu de vie active de faire un retour aux études. En raison du trop faible nombre d'individus traités, il nous est impossible d'observer l'effet spécifique aux jeunes. Notons aussi qu'il s'agit d'un choc négatif sur la demande de travail alors que la littérature s'intéresse généralement aux chocs positifs. Il est possible que la dynamique soit différente dans les deux cas. On observe néanmoins une augmentation faiblement significative de 0,5 point de pourcentage pour l'ensemble des travailleurs.

En somme, suivant la diminution des exportations, l'industrie forestière a subi plus de pertes d'emploi relativement à sa taille que les autres industries des secteurs primaire et secondaire. L'impact, spécifique à l'industrie forestière, qu'a le choc étudié sur l'éducation est faible et non-significatif. On remarque aussi que les travailleurs de l'industrie forestière sont plus susceptibles de se diriger vers le chômage que les autres travailleurs, donc relativement moins susceptibles de quitter la population active.

Il est à noter que notre modèle ne mesure pas le nombre de périodes passées dans chaque occupation ni la probabilité de transition d'une occupation à une autre, seulement la probabilité de se retrouver dans une occupation donnée. Nous en discuterons davantage dans la conclusion.

3.2 Vérification des restrictions et des hypothèses

Sauf mention contraire, les tests et les contrôles ont été effectués en utilisant la variable « travail » comme variable dépendante et en incluant toutes les restrictions sauf celle

testée.

3.2.1 Choix du groupe contrôle

Avec un modèle en différences, il est crucial de choisir un groupe contrôle adéquat pour que l'hypothèse des tendances communes soit respectée. Bien qu'il soit préférable de conserver la totalité de notre échantillon pour avoir plus d'observations, il est probable que la tendance pour les travailleurs de l'industrie forestière, dont les activités appartiennent au secteur primaire ou secondaire de l'économie, diffère de celle de tous les autres individus. En limitant notre groupe contrôle aux mêmes secteurs que l'industrie forestière, il est plus probable que l'hypothèse soit respectée. Le tableau 3.3 présente les effets de limiter le groupe contrôle soit aux secteurs primaires et secondaires (colonne 1), soit au secteur secondaire (colonne 2), soit au secteur primaire (colonne 3) ainsi que le nombre d'individus présents dans chaque sous-échantillon (N). La colonne 4 utilise tous les individus, mais incluent des effets fixes pour les secteurs primaire et secondaire.

Tableau 3.3 – Choix du groupe contrôle

Variables	(1) Primaire ou secondaire	(2) Secondaire	(3) Primaire	(4) Indicateur primaire et secondaire
Interaction	-0,041 (0,018) [0,023]	-0,020 (0,021) [0,323]	-0,072 (0,037) [0,050]	-0,046 (0,018) [0,009]
Effets fixes de secteur	Non	Non	Non	Oui
N	3 588	1 698	1 906	13 652
R2	0,094	0,110	0,084	0,087

Note : Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

On remarque que de limiter le groupe contrôle a un impact sur nos coefficients, ce qui indique la présence d'un effet sectoriel. L'effet est nettement plus important pour le secteur primaire que secondaire, mais puisque nous voulons aussi observer l'impact du choc sur les travailleurs des scieries, papeteries et autres industries de transformation du bois, nous conserverons les secteurs primaire et secondaire. Dans le but de favoriser le respect de l'hypothèse des tendances communes, nous avons préféré réduire la taille de l'échantillon plutôt que d'utiliser les indicateurs. En conséquence, nous avons restreint l'échantillon aux individus dont le secteur modal est le secteur primaire ou secondaire, soit la colonne 1.

3.2.2 Restriction de mois

Puisque nous nous intéressons aux travailleurs de l'industrie forestière, il est nécessaire d'imposer deux restrictions : premièrement, nous devons nous assurer que les individus observés sont effectivement des travailleurs avant le choc et, deuxièmement, que les

individus traités travaillent dans l'industrie forestière. Pour ce faire, nous imposerons un nombre minimal de mois par année en emploi dans l'industrie forestière pour faire partie du groupe traité et une contrainte égale sur le nombre de mois en emploi pour faire partie du groupe contrôle. Le tableau 3.4 présente l'effet de la contrainte de mois sur les coefficients d'intérêt.

Tableau 3.4 – Impacts d'une restriction sur le nombre de mois

Variables	(1) 4 mois	(2) 5 mois	(3) 6 mois	(4) 7 mois	(5) 8 mois	(6) 9 mois
Interaction	-0,048 (0,017) [0,006]	-0,043 (0,018) [0,015]	-0,041 (0,018) [0,023]	-0,045 (0,018) [0,013]	-0,044 (0,018) [0,016]	-0,050 (0,019) [0,009]
N	3 784	3 682	3 588	3 469	3 388	3 272
R2	0,322	0,322	0,322	0,323	0,321	0,326

Note : Le groupe traité contient plus de 300 individus si la contrainte est au plus 6 mois et entre 200 et 300 si la contrainte est de 7 mois ou plus. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Les résultats pour les contraintes de 1 à 12 mois sont présentés en annexe dans l'annexe B. On remarque que l'impact de la contrainte de mois sur les coefficients est mineur. C'est donc dans le but d'imposer le travail comme l'activité modale avant le choc et le secteur forestier comme secteur modal pour les individus traités tout en conservant le plus d'observations possible que nous avons choisi d'utiliser une contrainte de 6 mois. Puisque l'emploi est saisonnier dans le secteur forestier, nous nous assurons que les individus considérés comme traités travaillent pendant au moins l'équivalent de 2 saisons consécutives. Notons qu'une contrainte de 4 ou 5 mois aurait pu être suffisante, mais nous avons préféré utiliser la contrainte de 6 mois étant donné qu'elle produit des estimations plus conservatrices. Nous avons inclus en annexe l'effets du choc sur les

occupations avec une contrainte de 4 mois dans les tableaux A.3 et A.4 de l'annexe A.

3.2.3 Effets fixes ou aléatoires

Un aspect important de l'EDTR est qu'elle contient plusieurs variables pouvant servir de contrôles. Pour raffiner la spécification simple présentée dans le tableau 2.4 de la section 2.4, nous avons ajouté plusieurs groupe de variables de contrôle. L'impact de l'ajout séquentiel de variables de contrôle sur les coefficients d'intérêt est présenté dans le tableau 3.5. Le nom de la colonne correspond au bloc de variables de contrôle ajoutées. D'abord, nous avons construit un modèle préliminaire en ajoutant les contrôles de base suivants : un effet fixe de mois pour absorber l'effet de la saisonnalité, un effet fixe de province pour absorber les caractéristiques non-observées spécifiques à chaque province ayant pu affecter le marché de l'emploi, ainsi que l'âge, l'âge au carré, le genre et un indicateur de ruralité. Nous avons par la suite vérifié l'impact de l'ajout de variables de contrôle pour l'éducation (colonne 2) avec une variable catégorielle du niveau d'éducation, pour les caractéristiques sociodémographiques (colonne 3) avec l'état matrimonial, un indicateur d'immigration, la langue maternelle et l'appartenance à une minorité visible, et un autre indicateur pour l'état de santé (colonne 4) avec un indicateur signalant si l'individu a une incapacité l'empêchant complètement ou partiellement de travailler. La colonne 5 présente l'utilisation d'effets fixes individuels, ce qui implique le retrait de toutes les variables de contrôle invariantes dans le temps pour chaque individu.

Tableau 3.5 – Choix des variables de contrôle

Variabiles	(1) Péli- mi- naire	(2) Éducation	(3) Sociodé- mogra- phiques	(4) Santé	(5) Effets fixes
Interaction	-0,043 (0,018) [0,019]	-0,043 (0,018) [0,018]	-0,044 (0,018) [0,016]	-0,041 (0,018) [0,023]	-0,042 (0,018) [0,020]
R2	0,063	0,065	0,068	0,094	0,322
Contrôles					
Mois et provinces	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Âge	Oui	Oui	Oui	Oui	Non
Genre	Oui	Oui	Oui	Oui	Non
Ruralité	Oui	Oui	Oui	Oui	Non
Éducation	Non	Oui	Oui	Oui	Non
Sociodémo- graphiques	Non	Non	Oui	Oui	Non
Santé	Non	Non	Non	Oui	Non
Effets fixes d'individu	Non	Non	Non	Non	Oui

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité. La section « Contrôles » indique les variables explicatives présentes dans le modèle.

Nous observons que l'ajout de variables de contrôle réduit, en valeur absolue, le coefficient de la variable d'interaction, ce qui nous indique qu'une partie de l'effet capté par ces coefficients était dû à l'omission de variables. Cependant, les intervalles de confiance se chevauchent, ce qui suggère que les variables de contrôle amènent peu d'informations supplémentaires. Le contexte d'expérience naturelle est donc adapté puisque les caractéristiques des individus n'interagissent pas avec l'effet de traitement. Pour vérifier s'il est préférable d'utiliser des effets fixes, nous avons effectué

un test d'Hausman. Le tableau 3.6 présente les coefficients des spécifications RE et FE ainsi que la statistique du test d'Hausman. Étant donné que ce test ne permet pas l'usage d'une pondération qui puisse changer entre les périodes, et que c'est le cas pour l'EDTR, ni l'usage d'écart-types robustes, le tableau 3.6 présente les coefficients des modèles RE et FE, pondérés et non-pondérés, le test est effectué sur les modèles non-pondérés, soit les colonnes 2 et 3.

Tableau 3.6 – Effets aléatoires et effets fixes

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	FE pondéré	FE non-pondéré	RE non-pondéré	RE pondéré
Interaction	-0,042 (0,018) [0,020]	-0,046 (0,004) [0,000]	-0,046 (0,004) [0,000]	-0,041 (0,018) [0,023]
R2	0,322	0,305	0,093	0,093
Hausman				
	Khi2(19)		13026,64	
	Valeur p		[0,0000]	

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Pour les colonnes 1 et 4, les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Le test d'Hausman nous indique que les coefficients des modèles RE et FE sont différents. Cependant, on remarque que les coefficients pour le terme d'interaction sont presque identiques. Le tableau 3.7 présente les intervalles de confiance des modèles RE et FE, pondéré et non-pondéré, avec un niveau de signification de 95 %.

Tableau 3.7 – Intervalles de confiance, RE vs. FE

Variables	(1)	(2)
	Limite inférieure	Limite supérieure
FE pondéré	-0,077	-0,006
RE pondéré	-0,076	-0,006
FE non-pondéré	-0,053	-0,038
RE non-pondéré	-0,055	-0,037

Note : N=3 588. Pour chaque modèle sont présentés les limites inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance du coefficient sur le terme d'interaction avec un niveau de confiance de 95 %.

On remarque que les intervalles de confiance sont presque identiques. Les modèles ne présentent donc pas de différences significatives pour notre coefficient d'intérêt. Puisque les différences sont exclusivement sur les coefficients des variables de contrôle incluses dans le modèle à effets fixes, nous avons donc préféré le modèle à effets aléatoires.

3.2.4 Comparaison entre MPL, probit et logit

Puisque nous estimons des probabilités, plutôt que d'utiliser un modèle MCO, nous pourrions utiliser un modèle logit ou probit. Le principal avantage de ces deux derniers est qu'ils produisent systématiquement des estimations comprises entre 0 et 1 tandis que l'estimation par MCO peut fournir des résultats négatifs et/ou supérieurs à 1 en raison de l'additivité des termes d'erreur. Une différence entre les modèles implique que les probabilités sont non-linéaires. Le tableau 3.8 présente la comparaison des effets marginaux des différents modèles ainsi que leur log-vraisemblance et leur R^2 (pseudo- R^2 pour le probit et le logit). Les écarts-types et valeur-p des modèles logit et probit ont été calculés pour les coefficients plutôt que sur les effets marginaux.

Tableau 3.8 – MPL, probit et logit

Variables	(1) MPL	(2) Logit	(3) Probit
Interaction			
Effets marginaux	-0,041	-0,041	-0,040
Coefficient	-0,041	-0,399	-0,212
	(0,018)	(0,223)	(0,105)
	[0,023]	[0,074]	[0,043]
(Pseudo-)R2	0,093	0,129	0,128
Vraisemblance	-32887,73	-5,70e+07	-5,71e+07

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les effets marginaux, les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité. Les écarts-types et valeurs-p sont estimés pour les coefficients. Pour le logit et le probit, étant donné que nous étudions une interaction, l'effet marginal correspond à $(p_{1a} - p_{1b}) + (p_{0a} - p_{0b})$ où p_{gT} correspond à la probabilité prédite d'être dans le groupe g (traité = 1, non-traité = 0) à la période T (avant = b, après = a).

On remarque que les effets marginaux des trois modèles sont presque identiques. Par ailleurs, nous avons calculé le nombre de prédictions du MPL qui sont à l'extérieur de l'intervalle $[0,1]$ et l'ampleur des écarts. Les estimations du MPL sont comprises entre 0,242 et 1,089 et seulement 12,5 % des prédictions sont supérieures à 1. Nous avons donc choisi de conserver le modèle le plus simple, soit le MPL.

3.2.5 Tendances communes

Pour que le coefficient d'interaction soit un estimateur non-biaisé de l'effet du traitement, il est impératif que les tendances pour le groupe traité et pour le groupe non-traité soient les mêmes. On peut vérifier cette hypothèse graphiquement. La figure 3.1 présente les taux d'emploi pour les groupes traité et non-traité pour l'ensemble du Ca-

nada.¹

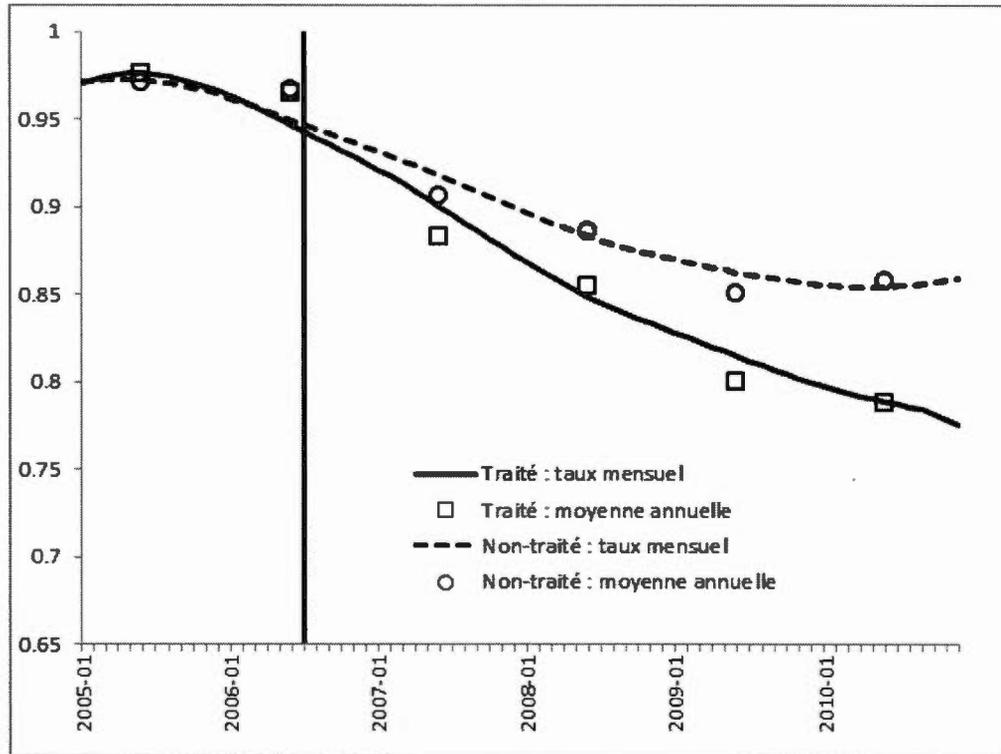


Figure 3.1 – Tendances du taux d'emploi

Note : N=3 588. La ligne verticale identifie la date du choc. Les taux mensuels ont été lissés avec la méthode LOWESS. Les moyennes annuelles sont calculées avec les séries non-lissées. Les taux non-lissés ne peuvent être présentés pour des raisons de confidentialité.

On observe que les tendances sont presque identiques en 2005 et 2006. Néanmoins, les tendances commencent à diverger avant le choc. Pour nous assurer que cet écart ne soit pas significatif, nous avons ajouté des variables indicatrices de l'année pour les années

1. Des graphiques par région sont présentés en annexe dans l'annexe D. On y observe que l'effet du choc est plus important au Québec que dans les autres provinces.

avant le choc. Reprenant l'équation II.12, l'équation pour ce test est :

$$y_{i,T} = \alpha + \tau_1 I(T = 2006) + \tau_2 d_i I(T = 2006) + \delta post_T + \theta d_i + \gamma d_i post_T + \beta X_{i,T} + \sum_{j=1}^{12} (\phi_j mois_j) + \epsilon_{i,T} \quad (III.1)$$

En estimant l'interaction entre les variables d'année et l'appartenance au groupe traité avant le choc, nous pouvons voir s'il y a une différence significative entre les tendances des groupes traité et non-traité. Nous voulons donc nous assurer que le coefficient τ_2 , nommé « Inter2006 », est non-significatif. Le tableau 3.9 présente les tendances pour toutes les variables d'occupations.

Tableau 3.9 – Tendances communes

Variables	(1) Travail	(2) Temps plein	(3) Temps partiel	(4) Chô- mage	(5) Inactif	(6) Études
Inter2006	-0,008 (0,009) [0,396]	0,022 (0,018) [0,217]	-0,018 (0,010) [0,070]	0,007 (0,007) [0,265]	0,000 (0,006) [0,950]	0,005 (0,008) [0,518]
Année=2006	-0,001 (0,004) [0,766]	-0,007 (0,007) [0,328]	0,012 (0,006) [0,046]	-0,001 (0,002) [0,752]	0,002 (0,003) [0,536]	0,005 (0,003) [0,115]
Interaction	-0,045 (0,019) [0,018]	-0,039 (0,025) [0,121]	0,013 (0,016) [0,433]	0,028 (0,012) [0,016]	0,017 (0,015) [0,253]	0,017 (0,012) [0,142]
Après 2007	-0,087 (0,005) [0,000]	-0,095 (0,007) [0,000]	0,008 (0,005) [0,095]	0,027 (0,003) [0,000]	0,060 (0,004) [0,000]	0,007 (0,003) [0,028]
R2	0,094	0,105	0,034	0,017	0,095	0,068

Note : N=3 588. L'année 2005 est l'année de référence. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Nous remarquons qu'il n'y a pas de différence statistiquement significative entre le groupe traité et le groupe contrôle avant le choc, ce qui vérifie l'hypothèse des tendances communes. Conséquemment, nos résultats ne sont pas dus à une différence systématique entre les groupes.

3.3 Discussion sur la validité des résultats

Notre objectif initial était d'observer l'impact de la baisse des exportations de bois sur les travailleurs de l'industrie forestière canadienne. Bien que nous soyons parvenus à identifier un effet, il n'est pas certain que celui-ci soit dû exclusivement à la baisse des exportations et au ralentissement des constructions immobilières aux États-Unis suivant la crise des *subprimes*. Il est possible que des chocs subséquents augmentent l'ampleur des effets que nous observons. En effet, nous savons que la crise des *subprimes* est l'un des déclencheurs de la crise financière, qui a duré du quatrième trimestre de 2007 au deuxième trimestre de 2009 aux États-Unis. Au Canada, la crise a commencé 1 an plus tard. Il est donc probable qu'il y ait eu un ralentissement de la demande canadienne des produits du bois en plus du ralentissement immobilier américain. Nous ne disposons pas d'informations suffisantes pour pouvoir les dissocier. Ainsi, l'amplitude des coefficients que nous avons estimés n'est potentiellement pas représentative des effets sur la population. Nous pensons néanmoins que leur signe l'est.

Conséquemment, nous pouvons soit considérer que nos estimations de l'impact de la baisse des exportations sont biaisées et qu'elles devraient vraisemblablement être de plus faible amplitude, soit considérer que ce que nous estimons n'est pas uniquement l'effet de ce choc, mais aussi ceux de chocs subséquents. Étant donné la concomitance de la crise financière et de la baisse des exportations de bois, nous avons préféré analy-

ser l'effet total des chocs.

Par ailleurs, il est probable que les autres industries des secteurs primaire et secondaire aient été affectées à divers degrés par les difficultés de l'économie américaine, ce pourquoi le coefficient du choc est non-nul. L'effet est cependant plus grand pour l'industrie forestière. Notre modèle parvient donc à identifier l'effet total des chocs sur les travailleurs de l'industrie forestière canadienne dans notre échantillon pondéré. Ainsi, l'emploi a diminué dans les secteurs primaire et secondaire et plus fortement dans les domaines liés à l'industrie forestière entre 2007 et 2010.

Il aurait été préférable d'avoir plus d'années avant et après le choc pour pouvoir mieux identifier les tendances et diviser la période après le choc en sous-périodes avec suffisamment d'observation pour caractériser la possible non-linéarité temporelle du choc. *A posteriori*, nous pensons donc qu'il est plus efficace de travailler avec des coupes transversales répétées avec l'EDTR puisqu'elles contiennent deux fois plus d'observations par année ainsi que les identifiants individuels permettant l'analyse des changements d'occupation ou l'utilisation d'effets fixes. De plus, cela permet d'utiliser plus de 6 années, car il est impossible de combiner des panels successifs. En contrepartie, en utilisant des coupes transversales répétées, il faudrait possiblement tenir compte de la croissance démographique dans les estimations.

CONCLUSION

En conclusion, nous constatons que les événements suivant la crise des *subprimes* ont effectivement réduit la probabilité d'être en emploi de façon plus importante pour les travailleurs de l'industrie forestière canadienne que pour ceux des autres industries des secteurs primaire et secondaire. Nous observons que la diminution de la probabilité d'être en emploi après la crise est 4,1 points de pourcentage plus importante pour l'industrie forestière que pour l'ensemble des industries des secteurs primaire et secondaire. De plus, la diminution de la probabilité d'occuper un emploi à temps plein est de 5,0 points de pourcentage pour le groupe traité. La différence entre les effets sur l'emploi et l'emploi à temps plein est principalement due à une augmentation de la probabilité d'occuper un emploi à temps partiel.

La probabilité d'étudier pour l'ensemble des travailleurs des secteurs primaire et secondaire augmente de 0,5 points de pourcentage, mais n'est que faiblement significative. Cette crise semble avoir eu peu d'incidence sur la fréquentation scolaire. Les travailleurs quittant leur emploi sont peu susceptibles d'entreprendre des études pour se respécialiser. Il est possible que ce phénomène soit simplement dû au caractère temporaire de la crise et que, lorsque les individus anticipent un retour à la normale à court terme, ils préfèrent attendre que la crise s'estompe plutôt que de se réorienter vers une nouvelle carrière.

En somme, les individus perdant leur emploi se dirige, volontairement ou non, principalement à des activités non-productives. Dans l'objectif d'y remédier, nous pensons

que deux options sont réalisables. La première est de favoriser l'accès aux études pour les travailleurs perdant leur emploi. Cela pourrait prendre la forme de cours ou d'ateliers de spécialisation, pour permettre aux travailleurs perdant leur emploi d'utiliser cette période pour accroître leur productivité future, ou de cours de formation dans le but de s'orienter vers une nouvelle profession. La seconde est la réalisation de projets d'infrastructures publiques nécessitant des matériaux en bois pour stimuler temporairement la demande et compenser la diminution de la demande privée. Nous ne disposons pas des données nécessaires pour faire une analyse avantages-coûts des différentes options. Nous ne pouvons donc pas émettre de prescription, mais uniquement des propositions. Pour ce faire, il faudrait disposer d'informations sur les coûts du chômage et de l'assistance sociale, de spécialisation et de formation, et pour la réalisation de projets d'infrastructures ainsi que sur l'estimation des bénéfices futurs de l'éducation et du développement d'infrastructures.

Par ailleurs, il serait intéressant d'observer le comportement des choix occupationnels durant la période de reprise économique suivant la crise financière pour le comparer à celui de la période de récession. De plus, la reconstruction suivant l'ouragan *Harvey* devrait engendrer un choc de demande positif, soit l'opposé du choc que nous avons étudié, qui permettrait de comparer les effets d'une reprise à ceux d'un choc positif.

En ce qui a trait à l'étude des choix occupationnels, nous aurions voulu estimer l'impact d'un choc sur la probabilité qu'un individu transite d'une occupation à une autre entre deux périodes. Cependant, notre échantillon était trop petit pour que cet impact puisse être identifié, même en conservant tous les secteurs de l'économie et en agrégeant les occupations. Pour ce faire, nous recommandons l'usage de données administratives permettant d'identifier ou d'imputer l'occupation. Le nombre d'observations et d'indi-

vidus sont les principaux obstacles dans l'étude empirique des choix occupationnels au Canada.

Par ailleurs, nous pensons qu'il serait préférable de conserver toutes les industries et de les regrouper par type ou secteur et selon leur degré de dépendance à l'économie américaine pour permettre une analyse plus approfondie des transitions occupationnelles des différents sous-groupes suivant les variations de la demande américaine.

ANNEXE A

MODÈLES ALTERNATIFS

Tableau A.1 – Impact de la récession sur le travail, MPL FE

Variables	(1) Travail	(2) Temps plein	(3) Temps partiel
Interaction	-0,042 (0,018) [0,020]	-0,058 (0,023) [0,011]	0,026 (0,014) [0,065]
Choc	-0,095 (0,005) [0,000]	-0,100 (0,007) [0,000]	0,003 (0,004) [0,544]
R2	0,322	0,420	0,452

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Tableau A.2 – Impact de la récession sur le non-travail, MPL FE

Variables	(1) Non-travail	(2) Chômage	(3) Inactif	(4) Études
Interaction	0,042 (0,018) [0,020]	0,024 (0,011) [0,028]	0,018 (0,014) [0,212]	0,017 (0,010) [0,091]
Choc	0,095 (0,005) [0,000]	0,025 (0,003) [0,000]	0,070 (0,005) [0,000]	-0,002 (0,003) [0,406]
R2	0,322	0,200	0,326	0,329

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Tableau A.3 – Impact de la récession sur le travail, contrainte de 4 mois, MPL RE

	(1)	(2)	(3)
Variables	Travail	Temps plein	Temps partiel
Interaction	-0,048 (0,017) [0,006]	-0,053 (0,021) [0,012]	0,018 (0,014) [0,201]
Choc	-0,077 (0,005) [0,000]	-0,085 (0,007) [0,000]	0,005 (0,005) [0,289]
R2	0,091	0,106	0,032

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

Tableau A.4 – Impact de la récession sur le non-travail, contrainte de 4 mois, MPL RE

	(1)	(2)	(3)	(4)
Variables	Non-travail	Chômage	Inactif	Études
Interaction	0,048 (0,017) [0,006]	0,030 (0,011) [0,007]	0,018 (0,014) [0,204]	0,012 (0,010) [0,221]
Choc	0,077 (0,005) [0,000]	0,021 (0,003) [0,000]	0,056 (0,004) [0,000]	0,006 (0,003) [0,065]
R2	0,091	0,017	0,092	0,079

Note : N=3 588. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l'individu comme unité.

ANNEXE B

RESTRICTION DE MOIS, DONNÉES SUPPLÉMENTAIRES

Tableau B.1 – Impacts d’une restriction sur le nombre de mois, 1 à 12 mois

Variables	(1) 1 mois	(2) 2 mois	(3) 3 mois	(4) 4 mois	(5) 5 mois	(6) 6 mois
Interaction	-0,054 (0,018) [0,004]	-0,048 (0,019) [0,009]	-0,051 (0,018) [0,003]	-0,048 (0,017) [0,006]	-0,043 (0,018) [0,015]	-0,041 (0,018) [0,023]
N	4 002	3 945	3 866	3 784	3 682	3 588
R2	0,097	0,094	0,093	0,091	0,092	0,094
Variables	(7) 7 mois	(8) 8 mois	(9) 9 mois	(10) 10 mois	(11) 11 mois	(12) 12 mois
Interaction	-0,045 (0,018) [0,013]	-0,044 (0,018) [0,016]	-0,050 (0,019) [0,009]	-0,048 (0,019) [0,010]	-0,049 (0,019) [0,011]	-0,039 (0,018) [0,032]
N	3 469	3 388	3 272	3 154	3 027	2 890
R2	0,098	0,100	0,103	0,104	0,109	0,110

Note : Le groupe traité contient plus de 300 individus si la contrainte est au plus 6 mois et entre 200 et 300 si la contrainte est de 7 mois ou plus. Pour chaque variable sont présentés les coefficients, les écart-types entre parenthèses et les valeurs-p entre crochets. Les écart-types sont estimés par grappes en utilisant l’individu comme unité.

ANNEXE C

SAISONNALITÉ DE L'EMPLOI DANS L'INDUSTRIE FORESTIÈRE

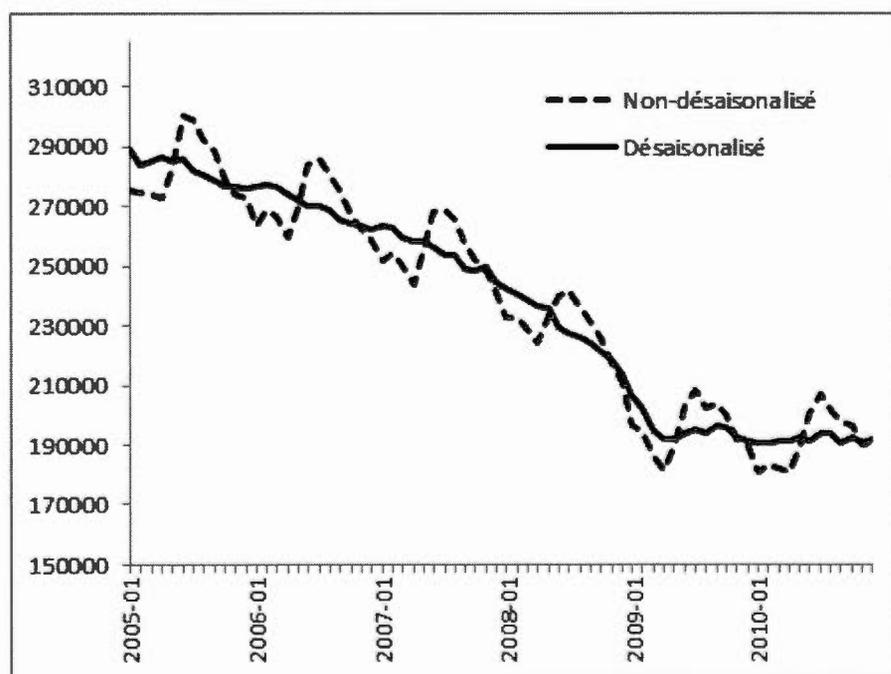


Figure C.1 – Nombre d'emplois dans l'industrie forestière au Canada

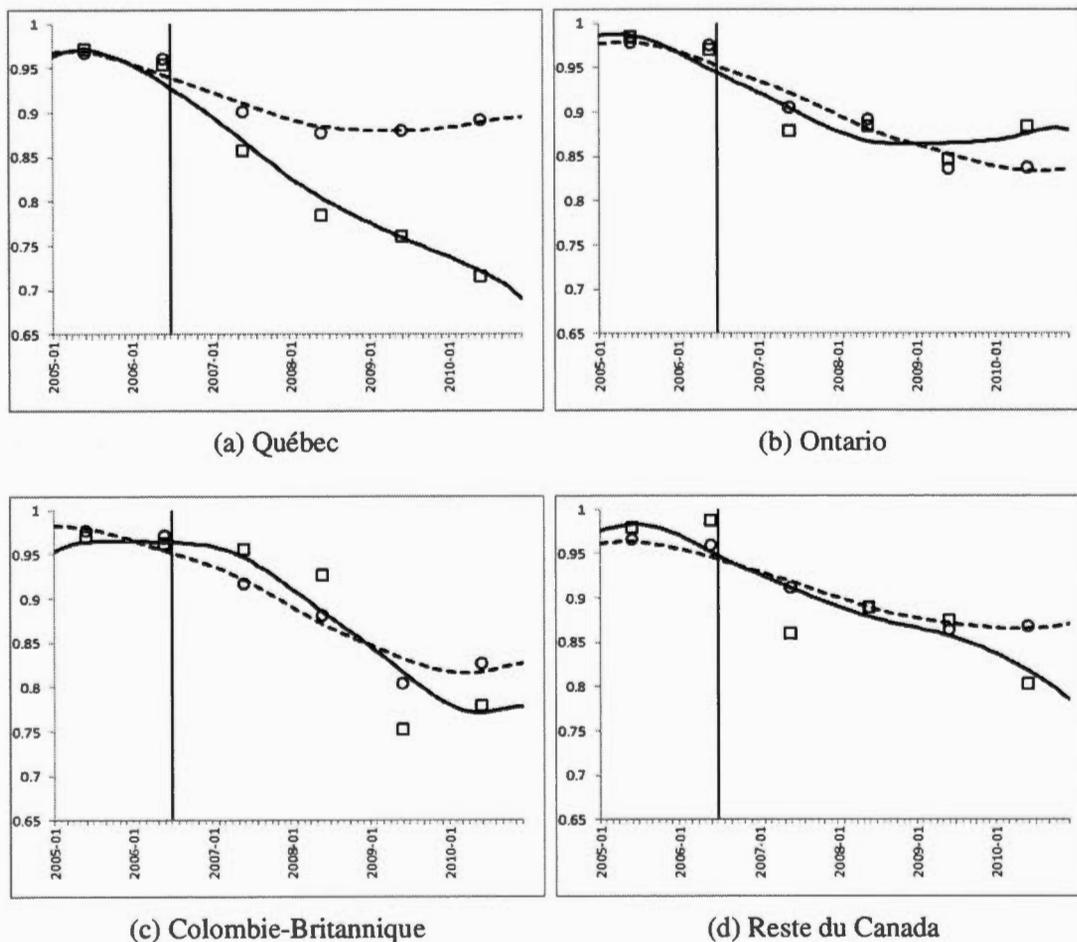
Sources :

Statistique Canada. Tableau 281-0023 - Enquête sur l'emploi, la rémunération et les heures de travail (EERH), emploi selon le type de salariés et le Système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCIAN) détaillé, non désaisonnés, mensuel (personnes)

Statistique Canada. Tableau 281-8047 - Diffusions historiques (temps réel) de l'Enquête sur l'emploi, la rémunération et les heures de travail (EERH), emploi et rémunération hebdomadaire moyenne pour l'ensemble des salariés, selon le Système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCIAN) détaillé, Canada, désaisonnés, mensuel (personnes)

ANNEXE D

TENDANCES DE L'EMPLOI PAR PROVINCE



Légende :

- Traité : taux mensuel
- Traité : moyenne annuelle
- - - Non-traité : taux mensuel
- Non-traité : moyenne annuelle

Figure D.1 – Tendances du taux d'emploi par province

Note : N=3 588. La ligne verticale identifie la date du choc. Les taux mensuels ont été lissés avec la méthode LOWESS. Les moyennes annuelles sont calculées avec les séries non-lissées. Les taux non-lissés ne peuvent être présentés pour des raisons de confidentialité.

BIBLIOGRAPHIE

- Autor, D. H., Dorn D., Hanson, G. H. et Song J. (2014). Trade adjustment : worker-level evidence. *The Quarterly Journal of Economics*, 129(4), 1799–1860.
- Bagilishya, O. (2009). *Portrait de l'industrie forestière du Québec*. Document de recherche, Québec, Québec : Alliance de recherche universités-communautés (ARUC).
- Black, D., McKinnish, T. G et Sanders, S. G. (2005a). The economic impact of the coal boom and bust. *The Economic Journal*, 115(503), 449-476.
- Black, D. A., McKinnish, T. G et Sanders, S. G. (2005b). Tight labor markets and the demand for education : evidence from the coal boom and bust. *Industrial & Labor Relations Review*, 59(1), 3-16.
- Blundell, R. et Costa Dias, M. (2009). Alternative approaches to evaluation in empirical microeconomics. *Journal of Human Resources*, 44(3), 565-640.
- Carmody, C. (2006). Softwood lumber dispute (2001-2006). *The American Journal of International Law*, 100(3), 664-674.
- Cascio, E. U. et Narayan, A. (2015). Who needs a fracking education ? The educational response to low-skill biased technological change. National Bureau of Economic Research, Document de travail (No. w21359).
- Chan P. C. W., Frenette, M. et Morissette, R. (2011). Workers laid-off during the last three recessions : who were they, and how did they fare ?. Direction des études analytiques de Statistique Canada, document de travail (No. 337).
- Chan P. C. W., Morissette, R. et Lu, Y. (2015). Wages, youth employment, and school enrollment recent evidence from increases in world oil prices. *Journal of Human Resources*, 50(1), 222-253.
- Davis, S. J. et Haltiwanger, J. (2001). Sectoral job creation and destruction responses to oil price changes. *Journal of Monetary Economics*, 48, 465–512.
- Ebenstein, A., Harrison A., McMillan M. et Phillips S. (2014). Estimating the impact of trade and offshoring on american workers using the current population surveys. *The Review of Economics and Statistics*, 96(4), 581-595.

- Germain, B. (2015). *An overview of the lumber industry in Canada, 2004 to 2010*. Ottawa, Ontario : Statistiques Canada.
- Marchand, J. (2012). Local labor market impacts of energy boom-bust-boom in Western Canada. *Journal of Urban Economics*, 71(1), 165-174.
- Nolan, B. et Voitchovsky, S. (2016). Job loss by wage level : lessons from the Great Recession in Ireland. *IZA Journal of European Labor Studies*, 5(7).
- Roy, A. D. (1950). The distribution of earnings and of individual output. *The Economic Journal*, 60(239), 489-505.
- Roy, A. D. (1951). Some thoughts on the distribution of earnings. *Oxford economic papers*, 3(2), 135-146.
- Statistique Canada. (2015). Méthodologie. Dans *Enquête sur la dynamique du travail et du revenu – un aperçu de l'enquête 2010*. Récupéré de <http://www.statcan.gc.ca/pub/75f0011x/2012001/method-fra.htm>
- Weber, J. G. (2012). The effects of a natural gas boom on employment and income in Colorado, Texas, and Wyoming. *Energy Economics*, 34(5), 1580-1588.