

HEC MONTRÉAL

**Caractéristiques d'un entraîneur de qualité et impact d'un
congédiement sur la performance des joueurs et des équipes de la LNH**

**Par :
Dany Boileau**

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

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

**Mars 2025
© Dany Boileau, 2025**

Sommaire

Ce mémoire cherche d'abord à comprendre l'importance de la contribution des entraîneurs dans la performance individuelle des joueurs de la LNH. Par la suite, nous voulons connaître les entraîneurs qui ont un impact supérieur et déterminer si le fait d'être un ancien joueur et d'avoir de l'expérience sont des caractéristiques importantes à considérer lors de la recherche d'un nouvel entraîneur. Le fait que plusieurs dirigeants aient procédé à un changement d'entraîneur dans les dernières années nous amène à nous demander si cette tactique est pertinente pour relancer des équipes en difficulté. Un autre objectif de ce mémoire est d'analyser l'impact d'une substitution d'entraîneur sur une période de court terme de 30 matchs. Enfin, nous voulons comprendre si la qualité de l'entraîneur embauché a un rôle à jouer dans l'effet trouvé. Notre étude utilise des données de la LNH pour les six saisons de 2017-2018 à 2022-2023.

Nos résultats démontrent que l'effet entraîneur sur le nombre de points des joueurs est minime. De plus, nous trouvons que les entraîneurs anciens joueurs semblent influencer positivement la performance des joueurs. Le constat est à l'inverse pour les entraîneurs d'expérience. En ce qui concerne l'embauche de nouveaux entraîneurs, nous trouvons qu'une telle stratégie augmente significativement les probabilités de victoire d'une équipe. Cependant, nos résultats concluent qu'embaucher un entraîneur de qualité supérieure n'a pas d'effet positif sur les résultats individuels et collectifs.

Mots clés : Hockey, LNH, Entraîneurs, Changement d'entraîneur, Entraîneur de qualité

Méthodes de recherche : Modèles à grands effets fixes, AKM, Modèles de doubles différences

Table des matières

<i>Sommaire</i>	<i>i</i>
<i>Liste des figures.....</i>	<i>iii</i>
<i>Déclaration sur l'utilisation de l'intelligence artificielle</i>	<i>1</i>
<i>Chapitre 1 : Introduction</i>	<i>2</i>
<i>Chapitre 2 : Contexte.....</i>	<i>5</i>
<i>Chapitre 3 : Revue de littérature</i>	<i>7</i>
3.1 Gestion des entreprises.....	7
3.2 Caractéristiques d'un bon entraîneur, changements d'entraîneurs et LNH.....	8
3.3 Modèles avec plusieurs effets fixes de grande dimension	10
3.4 Modèles échelonnés de doubles différences.....	12
<i>Chapitre 4 : Données</i>	<i>14</i>
4.1 Source des données et variables descriptives	14
4.2 Analyse initiale des données.....	16
<i>Chapitre 5 : Méthodologie.....</i>	<i>22</i>
5.1 Contribution des entraîneurs, caractéristiques et qualité	22
5.2 Changements d'entraîneur.....	24
6.1 Modèle AKM.....	30
<i>Bibliographie.....</i>	<i>46</i>
<i>Annexes.....</i>	<i>50</i>

Liste des tableaux

Tableau 1: Résumé des statistiques descriptives au niveau des joueurs	15
Tableau 2 : Résumé des statistiques descriptives au niveau des équipes	15
Tableau 3: Nombre d'équipes par nombre de changements d'entraîneur	17
Tableau 4: Groupes de firmes reliés par la mobilité des joueurs et des entraîneurs	31
Tableau 5: Contribution des variables explicatives dans la production de points....	31
Tableau 6: Résultats de la régression des caractéristiques d'entraîneurs sur l'effet des entraîneurs (en écart-type par rapport à la moyenne)	32
Tableau 7: Résultats des régressions des modèles de doubles différences	34
Tableau 8: Résultats des régressions de doubles différences avec un groupe contrôle plus stricte.....	40
Tableau 9 : Résultats des régressions de doubles différences avec un groupe contrôle plus stricte et interactions avec la variable qualité (≥ 75 percentiles)	40

Liste des figures

Figure 1: Moyenne des points du groupe traité et des caractéristiques d'entraîneur en fonction du temps autour du traitement	18
Figure 2: Moyenne des points des groupes traité et non traité en fonction du temps autour du traitement.....	19
Figure 3: Moyenne de la probabilité de victoire des groupes traité et non traité en fonction du temps autour du traitement	19
Figure 4: Moyenne des points du groupe traité avec et sans un entraîneur de qualité (selon le modèle AKM) en fonction du temps autour du traitement	21
Figure 5: Résultats de l'étude d'événement de l'impact d'un changement d'entraîneur sur la variable victoire	37

Remerciements

J'aimerais tout d'abord remercier M. Jean-François Gauthier d'avoir accepté de me superviser dans la rédaction de ce mémoire. Ton support et tes conseils ont été une grande source de motivation pour moi tout au long du processus.

Merci à MM. Robert Gagné, Jonathan Deslauriers et Jonathan Paré du Centre sur la productivité et la prospérité – Fondation Walter J. Somers (CPP) de m'avoir donné une chance en tant qu'assistant-recherche. Le CPP m'a permis de développer une éthique de travail en recherche, ce qui m'a servi dans la réalisation de ce mémoire.

Également, merci à mes parents de m'avoir encouragé dans mes études. Vous avez toujours cru en mon potentiel et vous n'avez jamais hésité à investir temps et argent dans ma scolarité. Merci d'avoir toujours été là tout au long de mon parcours.

Finalement, je voudrais remercier mes amis, collègues et coéquipiers qui ont croisé mon chemin à travers les années. Je retiens énormément de souvenirs positifs et je me sens privilégié d'avoir été si bien entouré.

Déclaration sur l'utilisation de l'intelligence artificielle

Je, Dany Boileau, déclare avoir pris entente avec la personne ou le comité qui supervise mon travail quant aux types d'utilisation faite de l'intelligence artificielle générative prévue dans la réalisation des livrables relatifs à mon mémoire ou mon projet supervisé. L'intelligence artificielle a été employée pour améliorer la structure de codes Stata utilisés pour estimer les résultats. De plus, je m'engage à renouveler l'entente en fonction de tout changement envisagé.

Chapitre 1 : Introduction

Plusieurs aspects peuvent expliquer la différence de performance et de productivité entre les différentes firmes d'un même marché. Évidemment, on peut penser au niveau technologique des entreprises ou au financement auquel les entreprises ont accès. Cependant, plusieurs économistes se sont demandé si la qualité de gestion n'avait pas un rôle important à jouer dans l'explication de ces différences de performance. Il est difficile de trouver des indicateurs de performance pour mesurer l'efficacité des travailleurs. Dans certaines industries, il est plus facile de trouver des mesures. Des études ont notamment été menées dans le secteur textile (Bloom *et al.*, 2011) et dans le secteur des établissements scolaires (Bloom *et al.*, 2015). Dans ce mémoire, nous allons utiliser le sport, plus précisément le hockey, pour analyser l'effet de gestion. Le sport est un domaine où nous avons accès à des mesures de performances concrètes, ce qui nous permet de bien observer la valeur ajoutée d'un entraîneur sur la performance de son personnel.

Un investissement dans un entraîneur n'est pas une dépense à négliger. Reeves (2024) présente les 15 salariés les plus importants de la Ligue nationale de hockey (LNH) en date du 1^{er} juin 2024. Selon son article, la moitié des entraîneurs de la ligue se voient verser un salaire qui varie entre 1,9 et 5,5 millions de dollars (M\$). Au point de vue managérial, il est important de s'assurer qu'un investissement aussi important contribue à améliorer le plus possible la performance présente ou future de son entreprise. Les équipes professionnelles sont des entreprises et génèrent des profits pour les propriétaires à travers les billets et les produits dérivés vendus. Plus l'équipe remporte de victoires, plus ses revenus seront élevés.

Les entraîneurs ont un rôle important à jouer dans la gestion d'une équipe. Tout comme les gestionnaires dans les entreprises, ils doivent assurer une certaine cohésion entre les différentes personnalités de leur équipe en plus de mettre en place une structure (système de jeu). Les compétences en gestion du personnel sont donc aussi essentielles que les connaissances hockey. De plus, les entraîneurs ont la responsabilité de motiver les

individus et de réagir de façon stratégique face aux plans de match des adversaires. Nous ne connaissons pas nécessairement les caractéristiques communes des entraîneurs productifs. Les dirigeants engagent des individus ayant des bagages d'expérience qui varient. Cependant, dans la LNH, il n'est pas rare de voir d'anciens joueurs faire une transition derrière le banc après la fin de leur carrière. En regardant seulement les 15 entraîneurs énumérés par Reeves, nous remarquons que huit sont d'anciens joueurs (Hockeydb). Une autre caractéristique que les directeurs généraux semblent valoriser est l'expérience derrière le banc : 10 des 15 plus hauts salariés n'en sont pas à leur premier séjour derrière un banc de la LNH comme entraîneur en chef. Depuis plusieurs années, les équipes donnent l'impression de laisser plusieurs chances à des entraîneurs d'expérience qui n'ont pas nécessairement connu de grands succès dans le passé. La vérité est qu'il n'est pas certain que ces deux caractéristiques soient des prérequis pour être un bon entraîneur de la LNH. La première partie de la question de ce mémoire cherche à déterminer quels entraîneurs ont eu le plus grand impact sur la production individuelle des joueurs lors des six dernières saisons. Ensuite, nous voulons évaluer si le fait d'être un ancien joueur ou un entraîneur d'expérience est une caractéristique propre aux entraîneurs de qualité.

Si l'embauche d'un entraîneur représente une dépense importante, un congédiement est un processus encore plus coûteux. Comme un entraîneur est payé jusqu'à la fin de son contrat, même si on le congédie (National Hockey League Coaches Association, 2014), les propriétaires doivent verser un salaire à deux personnes au lieu d'une s'ils décident de changer d'entraîneur. Il est alors pertinent de se demander si le changement en vaut la peine. De plus, lorsqu'une équipe performe en dessous des attentes, il est courant qu'un changement d'entraîneur soit la première action posée par un gestionnaire pour tenter de secouer ses troupes. Plusieurs études trouvent des effets positifs collectifs à court et long terme à la suite d'une telle substitution. En revanche, aucune étude ne s'est penchée sur la performance individuelle et sur les types d'entraîneurs embauchés. La deuxième question de ce mémoire se consacre à mesurer l'impact d'un congédiement sur la performance des joueurs et des équipes, notamment lorsque l'entraîneur embauché est considéré de qualité.

Avec des données contenant des caractéristiques et des indicateurs de performance de joueurs pour les matchs disputés lors des saisons 2017-2018 à 2022-2023, nous utilisons un modèle à effets fixes pour estimer la contribution et la valeur ajoutée des entraîneurs dans la performance des joueurs. Par la suite, nous estimons une régression de l'effet des entraîneurs pour comprendre la pertinence de l'expérience dans la LNH en tant que joueur et entraîneur. Après avoir identifié les entraîneurs de qualité, nous employons un modèle de doubles différences dans le but de quantifier l'impact d'une substitution sur plusieurs variables individuelles et collectives pour une période de 30 matchs.

Nos résultats suggèrent que d'avoir été un joueur auparavant a un impact positif sur l'effet entraîneur, tandis que d'avoir de l'expérience sur le banc a un impact négatif. Les coefficients sont cependant non-significatifs. De plus, l'effet de traitement d'un congédiement augmente les probabilités de victoire d'environ 7 points de pourcentage (significatif à 1%). Le fait que l'entraîneur soit de qualité a peu d'impact. Donc, il semble que le changement d'entraîneur est plus important, du moins dans le court terme, que l'identité de l'entraîneur.

Le chapitre deux aborde le contexte. Le chapitre trois parcourt les principaux articles de la littérature qui contribuent à notre étude. Le chapitre quatre élabore sur la provenance des données utilisées ainsi que les principales tendances qui en découlent. Les différentes méthodologies seront expliquées dans le chapitre cinq pour ensuite enchaîner avec les résultats des modèles estimés dans le chapitre six. Le chapitre sept est la conclusion, où nous discuterons des limites de ce mémoire et des recommandations pour les études futures.

Chapitre 2 : Contexte

La Ligue nationale de hockey (LNH) connaît une croissance importante depuis quelques années. Selon Michael Ozanian de la chaîne de télévision américaine CNBC (novembre 2024), les revenus totaux générés par la ligue pour la saison 2023-2024 ont été estimés à 6,3 milliards de dollars (G\$), ce qui représente une hausse de 8,6 % comparativement à la saison 2022-2023. Ces revenus sont partagés entre les propriétaires et les joueurs. L'intérêt pour le sport semble grandir, surtout aux États-Unis, ce qui permet à la LNH de signer des contrats avec plusieurs grandes compagnies de média. La valeur moyenne record des équipes de 1,92 G\$ confirme que la ligue est en bonne santé. Lors de sa création en 1917, seules six équipes bataillaient chaque année pour remporter le trophée de la Coupe Stanley. Elles sont 32 depuis la saison 2021-2022. Les deux dernières équipes à faire leur entrée dans la LNH sont les Golden Knights et le Kraken. Les Golden Knights de Vegas ont été la première équipe faisant partie d'une des quatre grandes ligues de sports professionnels en Amérique du Nord à s'installer dans la « ville du péché ». ¹ Carol Schram indique dans un article publié dans Forbes en octobre 2023 que le propriétaire Bill Forley et ses partenaires ont déboursé 500 M\$ pour acquérir la franchise. L'équipe connaît du succès dès leur première saison avec une apparition surprise en finale en 2017-2018. Ils finiront par remporter le championnat à leur sixième année d'existence. Toujours selon Schram, la franchise des Golden Knights a été évaluée à 950 millions de dollars en décembre 2022. Le Kraken de Seattle est la dernière équipe d'expansion à avoir fait son entrée, et ce, à un coût de 650 M\$. L'équipe débute à la saison 2021-2022. Satisfaits des résultats obtenus à la suite de l'ajout des deux clubs, les dirigeants et les propriétaires sont favorables à d'autres expansions dans le futur.

Pour assurer une certaine parité entre les équipes, la ligue et l'association des joueurs se sont entendues pour instaurer un plafond et un plancher salarial en 2005. Malgré une augmentation importante des revenus dans les dernières années, le plafond salarial est demeuré stable. En 2018, il était à 80 M\$ et a augmenté à seulement 84 M\$ en 2023

¹ La *National Basketball Association* (NBA), la *Major League Baseball* (MLB), la *National Football League* (NFL) et la LNH.

(Badenhausen, 2024). Ce ralentissement de la hausse du plafond est expliqué par une dette liée à la COVID-19. L'annulation de parties et l'absence des partisans pendant la pandémie sont la cause première de la dette. Depuis le retour à la normale, les propriétaires se retrouvent avec plus d'argent à dépenser sans pouvoir l'utiliser pour les joueurs. Puisque le plafond salarial ne s'applique qu'au salaire des joueurs, les dirigeants semblent s'être tournés vers d'autres alternatives pour améliorer leur équipe. Wyshynski (2024) mentionne dans son article publié sur ESPN qu'entre janvier 2023 et mai 2024, 19 des 32 équipes ont changé d'entraîneur. En environ un an et demi, 60 % des équipes ont investi dans un nouvel entraîneur. Les changements d'entraîneur sont à la mode en ce moment. Il est donc pertinent de se demander si les équipes ont réellement intérêt à en effectuer autant.

Chapitre 3 : Revue de littérature

Dans ce chapitre, nous passons à travers les articles les plus pertinents publiés sur les sujets de ce mémoire. Il est question de la littérature sur la gestion des entreprises, les modèles à effets fixes de grande dimension, les modèles de doubles différences de type échelonnés et l'impact des changements d'entraîneurs sur la performance. La littérature sur la LNH et les caractéristiques d'un bon entraîneur est aussi abordée.

3.1 Gestion des entreprises

La gestion des entreprises est un sujet populaire de la littérature. Beaucoup de chercheurs ont essayé de comprendre la pertinence d'avoir de bonnes pratiques de gestion au sein d'une institution. Afin d'analyser cette pertinence, les chercheurs comparent la performance des entreprises. Bloom *et al.* (2011) se penche sur l'industrie du textile en Asie. Les chercheurs ont offert gratuitement des services de consultation sur des pratiques de gestion modernes à un ensemble aléatoire d'usines traitées, puis ont comparé leur performance à celle des usines non traitées. Ils constatent un effet positif : la productivité moyenne augmente de 11 %. Bloom *et al.* (2015) analyse plutôt l'effet sur les notes des étudiants d'écoles secondaires. En recueillant des données de gestion sur les écoles secondaires de 8 pays, ils attribuent un pointage à chaque pays pour créer un classement de bonne gestion. Avec les données sur les résultats académiques, ils arrivent à la conclusion que la qualité de gestion plus élevée est fortement associée à de meilleures notes. Dans ce mémoire, nous nous concentrons sur le contexte du sport, plus précisément le hockey. Nous analysons l'effet des entraîneurs sur la performance des joueurs.

3.2 Caractéristiques d'un bon entraîneur, changements d'entraîneurs et LNH

Dans plusieurs ligues de sport professionnel, nous retrouvons un nombre important d'entraîneurs qui sont d'anciens joueurs. Schempp, McCullick, Grant, Foo et Wieser (2010) tentent de déterminer si le fait d'avoir évolué au plus haut niveau de son sport apporte une plus grande efficacité en tant qu'entraîneur. Les auteurs utilisent un échantillon de 134 entraîneurs ayant au moins trois saisons d'expérience dans la MLB, la NBA et la NFL pour les années 1997 à 2007. Plus de la moitié des entraîneurs (58 %) de l'échantillon ont déjà disputé des parties dans une des trois ligues. En analysant le pourcentage de victoires en tant qu'entraîneurs, les auteurs ne trouvent pas de relation significative entre un ex-joueur et son succès comme entraîneur, et ce, pour les trois ligues. Cet article analyse l'effet sur les performances collectives des équipes sans prendre en considération les joueurs individuellement. Dans ce mémoire, nous voulons savoir si les entraîneurs qui sont d'anciens joueurs ont un impact positif, mais nous irons plus loin en analysant également l'impact sur la production individuelle offensive des joueurs.

Audas, Goddard et Rowe (2006) vont plutôt s'intéresser aux causes d'un congédiement et aux résultats collectifs à la suite d'un tel choc pour les équipes de la LNH. Les années étudiées sont de 1967 à 2002, ce qui correspond à 35 saisons régulières. Leurs résultats suggèrent une corrélation positive entre un congédiement et de mauvais résultats des 15 derniers matchs. Les auteurs contrôlent pour les variables suivantes : la position au classement comparativement aux prévisions d'avant-saison, la performance dans les séries précédentes, l'âge de l'entraîneur et si l'entraîneur a déjà joué pour son équipe. De plus, ils trouvent un effet de court-terme négatif sur les performances des équipes qui changent d'entraîneur à l'intérieur d'une saison. Nous nous inspirons des causes des congédiements et de leurs variables contrôles lors de la construction de nos modèles de doubles différences. Nous voulons cependant utiliser une période précise d'analyse de 30 matchs après le départ. Pour leur part, White, Persad et Gee (2007) constatent, après un changement, une amélioration collective graduelle pour le reste de la saison ainsi que lors

des deux saisons suivantes. Ils examinent 15 changements s'étant produits entre 1989 et 2003. Les résultats indiquent également que l'impact demeure significatif même lorsque le nouvel entraîneur est moins expérimenté que son prédécesseur. Nous cherchons aussi à comprendre la pertinence de l'expérience des entraîneurs. Cette étude ne se penche pas sur l'ensemble des changements qui ont lieu pendant la période d'analyse. Pour nous assurer que notre effet de traitement soit le plus représentatif possible, nous allons mesurer l'effet englobant les 52 changements qui ont eu lieu à l'intérieur des six saisons étudiées. Les articles mentionnés jusqu'à maintenant n'identifient pas quels sont les entraîneurs de qualité. En plus de classer les entraîneurs en termes d'excellence, nous voulons comprendre l'impact d'un changement d'entraîneur lorsque la nouvelle personne engagée est parmi les plus efficaces.

Un modèle à effets fixes nous permettra d'identifier les meilleurs entraîneurs et les meilleurs joueurs. Stooke (2008) s'intéresse aux déterminants du salaire des joueurs de la LNH et utilise les deux effets fixes nous intéressant. Pour les saisons 1998 à 2004, l'auteur observe que l'équipe n'a pas d'impact significatif sur le salaire des joueurs. Seules trois équipes ont un impact significatif : New Jersey, New York (Rangers) et Détroit. Parmi celles-ci, New Jersey et Détroit sont considérées comme de grandes équipes de cette période avec deux coupes Stanley remportées. Stooke explique que ces deux clubs ont bénéficié d'un avantage : certains joueurs ont décidé d'accepter un salaire moins élevé pour rejoindre une équipe ayant de grandes chances de remporter le championnat. Quant aux Rangers, cette équipe était celle ayant le plus grand budget de la ligue et ayant souvent surpayé des joueurs pour tenter de les attirer dans « La grosse pomme ». Notre mémoire utilise le même modèle pour identifier les effets joueurs et entraîneurs dans la production offensive des joueurs. En effet, ce type de modèle nous permet d'isoler la qualité des joueurs et des entraîneurs, des variables non observables à travers nos données.

3.3 Modèles avec plusieurs effets fixes de grande dimension

Abowd, Kramarz, et Margolis (AKM, 1999) ont été les premiers à s'intéresser aux modèles à plusieurs grands effets fixes. En utilisant une base de données employés-employeurs française pour les années 1976 à 1987, ils essaient d'expliquer les différences de salaire entre les individus. Ce type de base de données permet d'isoler l'effet des caractéristiques inobservables des individus et des firmes. Ils se demandent si ces variations de salaire sont dues à un effet fixe de firme ou à un effet fixe d'employé. Leur méthode consiste à inclure l'effet de firme en variable muette dans le modèle en plus d'y ajouter la déviation de la moyenne des individus pour chaque observation. Cette déviation correspond à la différence entre l'observation et la moyenne du groupe pour toutes les caractéristiques observables. Cette méthode permet d'éliminer l'effet fixe d'employés du modèle économétrique. Leur principale conclusion est que les différences de salaires sont principalement expliquées par l'effet fixe des employés. Les effets fixes d'entreprises sont moins importants que les effets d'employés. Abowd, Finer et Kramarz (AFK, 1999) refont le même exercice pour l'État de Washington, aux États-Unis, de 1984 à 1993. Les résultats sont similaires, mis à part que l'effet fixe des individus explique une proportion moins importante des différences de salaires. Abowd, Creecy, et Kramarz (2002) proposent un moyen d'estimer exactement les effets fixes. Ils développent un algorithme capable de mesurer des effets à grandes dimensions. L'algorithme utilise des matrices creuses.² Les effets sont estimés en formant des groupes où les employés et les employeurs sont connectés entre eux. La mobilité des travailleurs est l'outil utilisé : chaque travailleur est affecté à un groupe et chaque groupe contient des individus qui sont liés entre eux. Les groupes sont indépendants et ne sont pas comparés les uns avec les autres. Les auteurs reproduisent les résultats des deux études précédentes avec cette nouvelle méthode. Andrews, Schank, et Upward (2006) discutent de la méthode utilisée dans Abowd, Kramarz, et Margolis (1999) et Abowd, Finer et Kramarz (AFK, 1999). Les auteurs appellent cette technique « Least-squares dummy variables » (LSDV). Selon eux, inclure une variable muette pour les firmes et effacer algébriquement du modèle l'effet des individus permet d'obtenir l'estimateur « FEiLSDVj », qui est équivalent à

² Ces matrices, qui contiennent beaucoup de 0, permettent d'accélérer le traitement des données.

l'estimateur LSDV avec des effets fixes. Une problématique en lien avec « FEiLSDVj » est la contrainte de mémoire élevée nécessaire lorsque vient le temps d'estimer le modèle. Pour contrer cet inconvénient, ils proposent la méthode « classical minimum distance method » (CMD). En traitant les individus mobiles et non mobiles séparément, il est possible de diminuer la quantité de mémoire nécessaire.

Harris and Sass (2007) examinent la corrélation entre la formation des professeurs, leur productivité et la performance des étudiants. Les données proviennent de registres scolaires de l'état de la Floride pour les années 1999 à 2005. En plus des effets fixes d'élèves et de professeurs, les auteurs ont inclus un effet fixe d'école. Puisque le nombre d'écoles et de professeurs est trop élevé, il est difficile d'inclure un des deux effets en tant que variable muette. Les auteurs exploitent les méthodes « spell fixed effects » et « iterative fixed effects estimator » (suggérée par Arcidiacono, et al. (2005)) pour remédier à leur problème. Cette dernière est décrite dans le texte comme l'obtention de l'effet individuel par le calcul de l'erreur moyenne, c'est-à-dire la moyenne des erreurs individuelles à chaque période. Principalement, les auteurs concluent que l'expérience améliore la productivité des professeurs, qu'il n'y a pas de corrélation entre la productivité des professeurs et un diplôme avancé et que le seul type de formation ayant un impact significatif sur la productivité des enseignants est la formation axée sur le contenu. Cornelissen (2008) décrit la commande Stata « felsdvreg » qu'il a développé pour estimer de façon efficace les modèles comportant des effets fixes à grande dimension. En plus d'obtenir les coefficients des caractéristiques observables, ce programme nous indique également les effets fixes et d'autres informations pertinentes, comme la décomposition de l'échantillon en groupes.

Ces études sont pertinentes pour notre recherche, puisqu'un des objectifs est d'analyser les déterminants de la performance individuelle des joueurs (points). Plus précisément, nous voulons comprendre l'impact des deux grands effets fixes : joueurs et entraîneurs. Les modèles de notre recherche sont inspirés de ceux d'AKM (1999) et d'AFK (1999). Harris et Sass (2007) nous aide également puisque leur modèle est composé d'un troisième grand effet fixe. Leur situation est similaire à la nôtre, puisque nous avons aussi

un effet fixe d'équipe à inclure dans notre modèle. Les méthodes d'estimation décrite dans Andrews, Schank, et Upward (2006) sont celles que nous utilisons.

3.4 Modèles échelonnés de doubles différences

La méthode de double différence a été popularisée par Card et Kruger (1994). L'étude cherche à déterminer l'impact de l'augmentation du salaire minimum sur l'emploi. Les auteurs utilisent des données du secteur de la restauration rapide dans l'état traité, le New Jersey, et l'état contrôle, la Pennsylvanie. En effet, le salaire minimum a augmenté de 4,25 \$ à 5,05 \$ en 1992 au New Jersey. Leur principal résultat est que l'augmentation du salaire minimum n'a pas d'impact négatif sur l'emploi. D'autres chercheurs se sont penchés sur une autre façon de déterminer l'effet global d'un traitement et non seulement d'un événement en particulier. Les doubles différences de type échelonnées sont caractérisées par plusieurs groupes subissant le même traitement, mais à des moments différents dans le temps. Comme l'illustrent Baker, Larcker et Wang (2021), nous nous retrouvons alors avec un modèle où la variable d'intérêt demeure l'interaction entre les variables après traitement (*post*) et traitement (*treat*) et où nous avons maintenant des effets fixes de temps et d'unités. Cependant, cette étude soulève plusieurs problématiques par rapport à ce type de doubles différences, dont l'obtention de moyennes pondérées de plusieurs effets de traitement plutôt qu'un effet moyen de traitement. Il y a aussi un problème où des unités traitées auparavant ou bientôt traitées sont utilisées dans le groupe contrôle, ce qui apporte un biais lors de l'estimation. Plusieurs méthodes robustes sont suggérées, dont la méthode de doubles différences « stack » employée par Cengiz et al. (2019).

La méthode « stack » a été introduite par Gormley et Matsa (2011). Cette étude s'intéresse à la réponse des entreprises face à l'augmentation du risque de responsabilité concernant l'exposition des employés à des facteurs cancérigènes. Un traitement est décrit par l'ajout d'une nouvelle substance à une liste américaine exposant les facteurs cancérigènes. Les entreprises qui utilisent ces substances voient leur probabilité d'être tenues responsables des cancers augmenter significativement. Pour estimer les résultats,

une base de données différente pour chaque année de traitement est construite. La période d'analyse est dix ans avant et dix ans après le traitement. Une fois les bases de données créées, les auteurs ajoutent une variable « cohorte » identifiant le traitement pour ensuite fusionner les bases de données en une seule. Ils remplacent la variable « post » et « treat » qu'on retrouve dans les modèles de base de doubles différences par des effets fixes de temps-cohorte et unités-cohorte. Les résultats montrent que les entreprises, en particulier celles dont le bilan est fragile, ont tendance à acquérir de grandes entreprises non liées à leur secteur d'activité principal. Notre étude veut comprendre l'impact général d'un changement d'entraîneur dans la LNH et non l'impact d'un seul changement isolé. C'est pourquoi le traitement que nous utilisons est de type échelonné. Nous analysons toutes les substitutions qui se sont produites sur une période de six saisons. La méthode d'estimation « stack » devient ainsi pertinente pour notre travail. Une autre raison expliquant l'utilité de la méthode « stack » est qu'il arrive parfois qu'un entraîneur soit congédié avant d'être engagé peu de temps après par une autre formation. Nous nous retrouvons alors avec la création de deux événements presque simultanés. Puisque le « stack » compare seulement les traités avec les non-traités, les deux changements ne seront pas évalués un par rapport à l'autre et vis-versa. Dans les autres cas, soit les entraîneurs engagés n'ont pas dirigé dans la LNH depuis un bon moment, soit ils proviennent de ligues externes.

Chapitre 4 : Données

Dans ce chapitre, nous discutons de la provenance des données et de leur structure. Nous abordons les statistiques descriptives et effectuons une première analyse graphique des tendances observées. L'objectif est de valider nos intuitions concernant les entraîneurs, leurs caractéristiques et l'impact d'une substitution.

4.1 Source des données et variables descriptives

Les données proviennent du site Big Data Ball et couvrent les saisons 2017-2018 à 2022-2023. En plus d'offrir un nombre de congédiements satisfaisant (52), ces saisons correspondent à l'entièreté de celles offertes sur le site, ce qui explique notre sélection. Chaque observation correspond à un joueur et à ses variables pour un match donné. Nous disposons des caractéristiques du match (*saison, équipes, date, local*) et les statistiques du joueur (*temps de jeu, buts, points, position*). La base de données contient également des statistiques collectives (*buts marqués, buts accordés et différentiel*). Pour notre recherche, nous utilisons seulement les attaquants et les défenseurs, puisque ce sont eux qui génèrent la presque totalité des buts. Pour que la base de données soit complète, il faut ajouter les entraîneurs. Sur le site officiel de la LNH, l'historique des entraîneurs pour chacune des franchises est disponible. Un résumé des statistiques descriptives des variables utilisées est présenté aux Tableaux 1 et 2 de la page suivante. Le premier tableau concerne les variables au niveau des joueurs, tandis que la deuxième traite des données d'équipe. Cette base de données est utilisée pour le modèle AKM et pour construire la base de données « stack » des modèles de doubles différences.

Nous remarquons que la moyenne de *points* et *buts* par joueur par match est de 0,449 et 0,167. Ces faibles moyennes sont expliquées par un grand nombre de valeurs nulles pour ces deux variables. Les moyennes de *buts marqués* et *buts accordés* par équipe s'élèvent à environ 3 par match. Chaque équipe a 18 patineurs par partie, ce qui veut dire que, pour la plupart des rencontres, 15 joueurs n'ont pas marqué. Il est aussi important de noter que le nombre de matchs par saison s'élève à 82. Le nombre total de matchs sur six saisons

devrait égaier 492. Cependant, la valeur maximale de la variable *match* est de 455. L'écart est expliqué par la saison 2019-2020 écourtée à cause de la COVID-19.

Tableau 1: Résumé des statistiques descriptives au niveau des joueurs

Variable	Obs.	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Temps de jeu (en minutes)	255551	16.506	4.609	.15	38.9
Points	255551	.449	.716	0	7
Buts	255551	.167	.426	0	5
Match à domicile	255551	50%	50%	0%	100%
Match par saison	255551	38.917	22.762	1	82
Match	255551	225.363	131.004	1	455

Notes: Le tableau contient les statistiques descriptives des variables au niveau des joueurs que nous utilisons pour le modèle AKM. *Temps de jeu* correspond au nombre de minutes qu'un joueur a passé sur la patinoire, *buts* est le nombre de buts marqué par un joueur et *points* est la somme du nombre de buts et de passes amassés. *Domicile* nous permet de savoir si l'équipe du joueur est receveuse ou visiteuse. Finalement, *match_saison* nous informe du numéro de match à l'intérieur d'une saison tandis que *match* est le cumulatif du nombre de matchs à travers les six saisons pour chaque équipe.

Tableau 2 : Résumé des statistiques descriptives au niveau des équipes

Variable	Obs.	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Buts marqués	14207	3.013	1.731	0	11
Buts accordés	14207	3.011	1.731	0	11
Différentiel	14207	.002	2.557	-9	9
Match par saison	14207	38.915	22.764	1	82
Match	14207	225.334	131.033	1	455

Notes: Le tableau contient les statistiques descriptives des variables au niveau des équipes qui sont utiles pour les modèles de doubles différences. La variable *buts marqués* correspond à la somme des buts inscrits par les joueurs d'une équipe dans une partie donnée. *Buts accordés* indique la somme des buts inscrits par les joueurs de l'équipe adverse. Le *différentiel* est la différence entre *buts marqués* et *buts accordés*. Finalement, *match_saison* nous informe du numéro de match à l'intérieur d'une saison tandis que *match* est le cumulatif du nombre de matchs à travers les six saisons pour chaque équipe.

Comme mentionné auparavant, une autre base de données est créée pour les modèles de doubles différences. Nous construisons d'abord une base de données unique pour les 52 changements d'entraîneur. Nous gardons les observations des équipes sélectionnées sur une période de 30 matchs avant et 30 matchs après un changement. Dans chacune des bases de données, nous créons une variable binaire où la valeur 1 identifie le groupe traité composé de l'ensemble des observations de l'équipe ayant effectué un changement d'entraîneur. La valeur 0, quant à elle, identifie le groupe contrôle correspondant aux observations des équipes qui n'ont pas connu de changement d'entraîneur durant la période de 60 matchs. Par la suite, nous créons une seule grande base de données en fusionnant toutes les bases de données. Nous ferons référence à cette base de données en tant que Stack. L'objectif de la base de données Stack est de centrer les traitements, c'est-à-dire de traiter les données comme si tous les changements ont lieu au même moment.

4.2 Analyse initiale des données

L'hypothèse initiale est que l'arrivée d'un nouvel entraîneur améliore la performance des joueurs. Dans la littérature, on mentionne qu'un tel choc améliore les performances collectives sur au moins deux saisons (White, P., Persad, S., et Gee, C. J. (2007)). Il semble que les dirigeants soient d'accord avec cette hypothèse, considérant que seules quatre équipes sur 32 n'ont effectué aucun changement en six saisons. De plus, 53,1% des formations ont substitué leur entraîneur plus d'une fois. Le Tableau 3 indique la décomposition du nombre d'équipes par nombre de changements d'entraîneurs pour les six saisons étudiées.

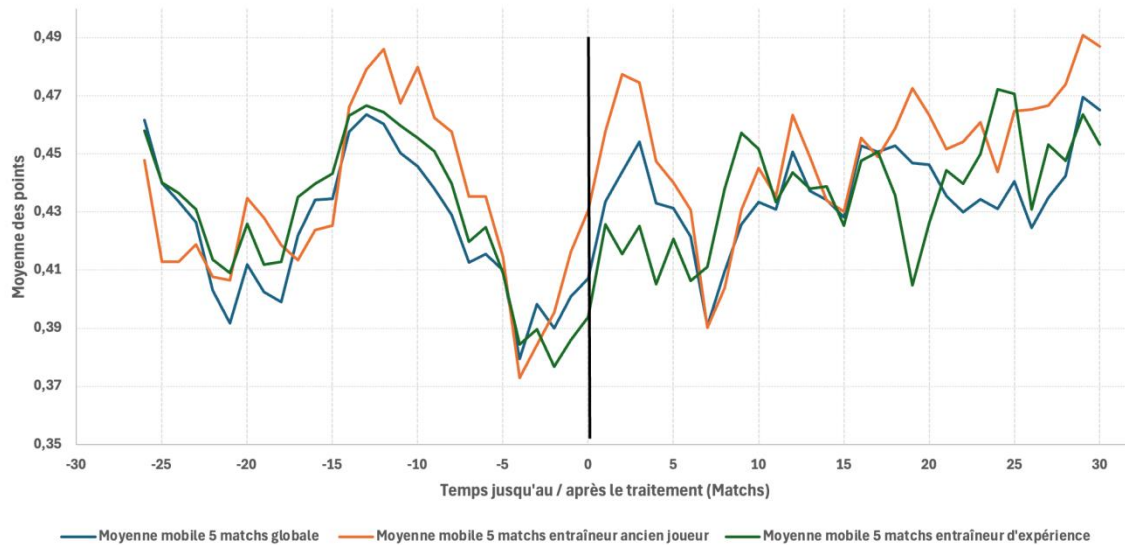
Tableau 3: Nombre d'équipes par nombre de changements d'entraîneur

NOMBRE DE CHANGEMENTS	NOMBRE D'ÉQUIPES	PROPORTION
0	4	12.5 %
1	11	34.4 %
2	11	34.4 %
3	5	15.6 %
4	1	3.1 %

Notes : Ce tableau indique la décomposition du nombre d'équipes par nombre de changements d'entraîneurs pour les 6 saisons étudiées

Afin de valider notre intuition d'un impact positif d'un nouvel entraîneur, nous illustrons, à l'aide d'un graphique, la moyenne des points en fonction du temps avant et après le changement d'entraîneur. Puisqu'il y a énormément de fluctuations d'un match à un autre, nous employons une moyenne mobile de cinq matchs afin de lisser les résultats. Un autre objectif de ce mémoire est de déterminer quels sont les bons entraîneurs et quelles sont leurs caractéristiques communes. Les deux variables qui nous intéressent sont les variables *expérience* et *ancien joueur*. La variable *expérience* est égale à 1 lorsque l'entraîneur a déjà été derrière le banc d'une équipe de la LNH. La variable *ancien joueur* est aussi de type binaire et signale si l'entraîneur a déjà disputé une partie dans la LNH en tant que joueur dans le passé. La Figure 1 offre un portrait de l'évolution des points relativement à un changement pour la totalité des entraîneurs, ceux qui ont de l'expérience et ceux qui ont déjà joué dans la LNH.

Figure 1: Moyenne des points du groupe traité et des caractéristiques d'entraîneur en fonction du temps autour du traitement



Notes : Le graphique illustre l'évolution de la moyenne des points du groupe traité global, du groupe traité ayant comme entraîneur un ex-joueur et du groupe traité ayant un entraîneur qui a déjà eu de l'expérience derrière un banc. La variable de temps est t et indique à quel nombre de match jusqu'au / après le traitement les observations se situent.

Entre les matchs -25 à -13 et -17 à -4, le graphique indique une baisse de la moyenne des points pour les trois courbes. Les courbes connaissent ensuite une croissance jusqu'au match 3 après le traitement. Pour les 25 matchs suivants, nous remarquons une tendance à la hausse qui n'est cependant pas constante d'un match à un autre pour les courbes de moyenne globale et de moyenne avec entraîneurs anciens joueurs. Cependant, la moyenne de points avec un entraîneur ancien joueur est plus élevée que la moyenne globale pour l'ensemble de la période après-traitement. Nous pouvons donc penser que les anciens joueurs réussissent davantage à augmenter la performance des joueurs. Il est impossible de faire un constat similaire pour la courbe des entraîneurs d'expérience. La courbe est parfois inférieure à la moyenne globale et parfois supérieure. L'impact d'un entraîneur d'expérience semble donc incertain. Nous pouvons aussi comparer la moyenne globale du groupe traité avec celle du groupe contrôle pour la variable individuelle *points* (Figure 2) et pour la variable d'équipe *victoire* (Figure 3). La variable *victoire* est binaire et égale à 1 pour les équipes ayant une valeur de *différentiel* positive. Dans ce cas, l'équipe a remporté la partie. Le coefficient de cette variable peut être interprété comme la probabilité de gagner un match.

Figure 2: Moyenne des points des groupes traité et non traité en fonction du temps autour du traitement

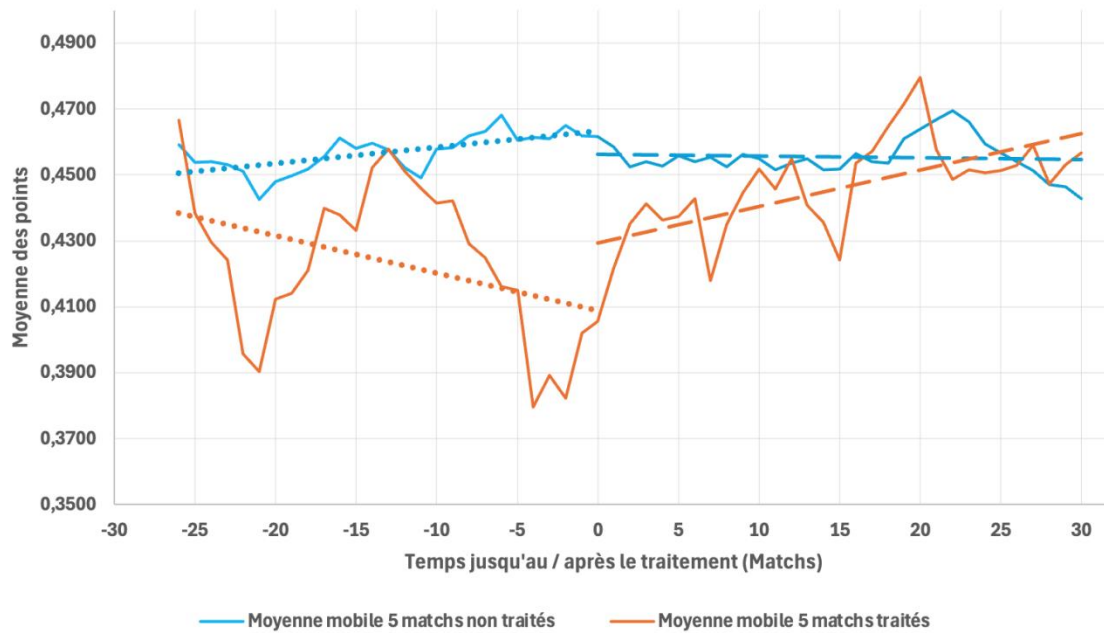
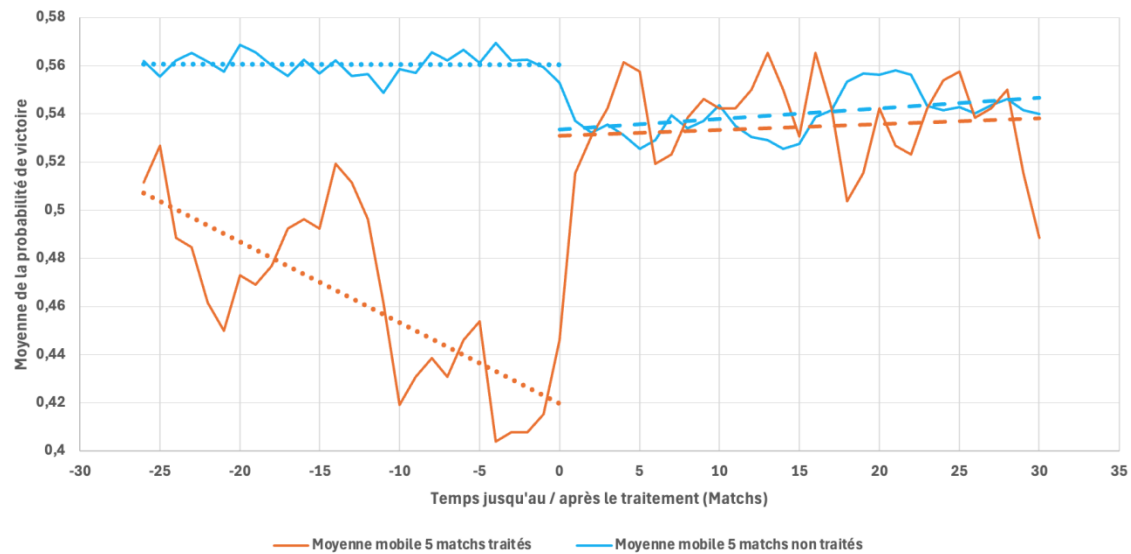


Figure 3: Moyenne de la probabilité de victoire des groupes traité et non traité en fonction du temps autour du traitement



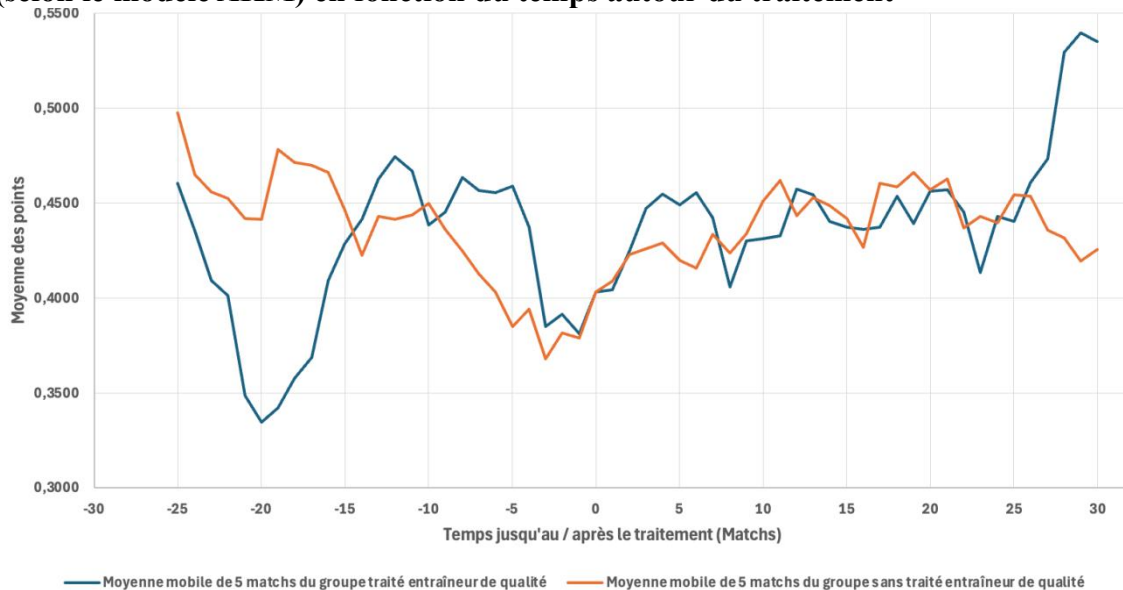
Notes : Les graphiques illustrent l'évolution de la moyenne mobile de 5 matchs des points et de probabilité de victoire pour le groupe traité et le groupe contrôle. La variable de temps est t et indique à quel nombre de match jusqu'au / après le traitement les observations se situent. Les tendances avant et après le traitement sont affichées sur le graphique.

La Figure 2 montre d'abord que la courbe de moyenne de points du groupe traité est inférieure à celle de la courbe du groupe contrôle pour la majorité de la période. Nous pouvons en déduire que les équipes qui font un changement ont des joueurs moins productifs dans leur alignement. Nous remarquons également que la moyenne des points du groupe contrôle reste assez stable, ce qui est anticipé puisqu'il n'y a pas de traitement pour ce groupe. La courbe de tendance linéaire est faiblement croissante pour la période prétraitement et faiblement décroissante après un changement. En ce qui concerne la courbe du groupe traité, nous remarquons une baisse marquée de la moyenne de points des matchs -25 à -21 et des matchs -17 à -6. La courbe de tendance linéaire nous indique une baisse globale pour la période pré-traitement, ce qui est contraire à la courbe du groupe non traité. L'histoire est différente pour la période suivant un changement. Dès le match -2, la courbe augmente jusqu'au match 6. Par la suite, malgré quelques baisses mineures, la moyenne de points continue d'augmenter jusqu'à son apogée au match 20. La tendance affichée sur le graphique est croissante, ce qui est contraire à la tendance pré-traitement. L'hypothèse qu'un nouvel entraîneur apporte un choc positif sur la production offensive des joueurs semble plausible.

La Figure 3 montre que les probabilités moyennes de victoire sont inférieures pour le groupe traité avant le changement. Ce constat est logique puisqu'habituellement, une équipe qui congédie un entraîneur a plus de difficulté à remporter des matchs. Nous observons une tendance prétraitement négative pour le groupe traité et aucune tendance pour le groupe contrôle. À partir du match 0, la probabilité moyenne des traités grimpe pour rejoindre celle du groupe non traité qui connaît une petite baisse. Pour les 30 matchs suivants, les deux courbes ont une tendance croissante et se croisent à multiples reprises. Parfois, la probabilité de gagner est plus élevée pour les équipes ayant changé d'entraîneur, parfois c'est le contraire. Le graphique confirme notre hypothèse initiale qu'engager un nouvel entraîneur permet de remporter un plus grand nombre de victoires à court terme.

Le dernier élément que nous voulons vérifier est l'influence d'avoir un entraîneur de qualité, selon le modèle AKM, sur la moyenne des points (Figure 4). Pour construire cette figure, nous décomposons en deux la courbe de la moyenne de points du groupe traité, observée dans la Figure 2. Nous voulons une courbe pour la portion du groupe traité avec un entraîneur de qualité et une courbe pour la portion sans un entraîneur de qualité. La courbe de la moyenne des points avec un entraîneur de qualité affiche de grandes fluctuations à travers le temps. À certains moments, elle est supérieure à la courbe sans un entraîneur de qualité et à d'autres moments, elle est inférieure. Le graphique ne nous permet pas d'affirmer qu'il y aurait un avantage significatif à engager un entraîneur de qualité.

Figure 4: Moyenne des points du groupe traité avec et sans un entraîneur de qualité (selon le modèle AKM) en fonction du temps autour du traitement



Notes : Le graphique illustre l'évolution de la moyenne mobile de 5 matchs des points pour le groupe traité avec et sans un entraîneur de qualité selon le modèle AKM. La variable de temps est t et indique à quel nombre de match jusqu'au / après le traitement les observations se situent.

Chapitre 5 : Méthodologie

Ce chapitre présente les différents modèles économétriques utilisés dans ce mémoire. De plus, nous abordons les différentes variables présentes dans les modèles en plus d'énoncer les hypothèses importantes à respecter lorsque vient le temps d'estimer les modèles.

5.1 Contribution des entraîneurs, caractéristiques et qualité

Premièrement, nous voulons connaître l'apport des entraîneurs dans la productivité des joueurs. Dans le contexte de la LNH, plusieurs facteurs peuvent expliquer la qualité de jeu des individus. Nous pouvons penser à la santé physique, la santé mentale, la qualité des coéquipiers et le talent individuel. Il y a aussi l'entraîneur qui doit tirer le maximum de chaque joueur dans un contexte d'équipe. Il est naturel de penser que les meilleurs entraîneurs dirigent des joueurs plus performants sous leurs ordres. Il serait utile de quantifier l'impact des entraîneurs ainsi que d'identifier lesquels sont plus efficaces. Le premier modèle économétrique est basé sur celui utilisé par Abowd, Kramarz, et Margolis (1999) :

$$Y_{iet} = \beta_0 + \beta_1 X_{iet} + \theta_i + \psi_e + \Gamma_t + \varepsilon_{iet}. \quad (1)$$

La variable dépendante Y_{iet} représente le nombre de points pour chaque individu i , avec l'entraîneur e au temps t . X_{iet} est l'ensemble des contrôles qui sont composés des variables *temps de jeu* et *domicile_{iet}* (=1 si l'équipe joue à la maison). θ_i est la matrice d'effet fixe des joueurs. Cette matrice englobe les différentes combinaisons de joueurs, équipes des joueurs et équipes adverses. La matrice d'effet fixe des joueurs utilise ces combinaisons pour isoler l'efficacité de chaque joueur à produire des points. En d'autres mots, elle permet d'obtenir une variable mesurant le talent des individus. Ainsi, l'effet

fixe des entraîneurs ψ_e a comme rôle de déterminer l'impact des entraîneurs sur la production individuelle sachant le niveau de talent des joueurs. Γ_t est l'indicateur pour la matrice d'effets fixes de temps. La matrice contient les variables suivantes : dates, saisons (ex. : 2021-2022), numérotation des matchs à l'intérieur d'une saison (ex. : 1 à 82) et numérotation cumulative des matchs à travers les saisons. Cette dernière variable permet de connaître le nombre de matchs total joué pour l'ensemble des saisons. Par exemple, le premier match de la deuxième saison correspond au match cumulatif 83. L'estimation de l'effet fixe d'entraîneurs permet de trouver ceux qui sont de meilleure qualité, c'est-à-dire ceux qui ont un effet supérieur à la médiane. Ce qui nous intéresse au sujet du modèle AKM est de déterminer quels sont les entraîneurs qui se démarquent par rapport aux autres. Dans le contexte de nos données, un bon entraîneur est un individu qui réussit à augmenter la production de points de ses joueurs. Sur Stata, la commande *felsdvreg* (Cornelissen, 2008) est utilisée pour estimer le modèle. La commande permet de déterminer l'impact de deux effets fixes de grande dimension à travers la mobilité des joueurs. Puisque nous avons des individus jouant sous les ordres de plusieurs entraîneurs, *felsdvreg* peut déterminer l'effet des entraîneurs et des joueurs en séparant les données en plusieurs groupes. Un joueur est relié à un autre joueur de son groupe s'il a déjà eu le même entraîneur au même moment. Les effets sont calculés à l'intérieur de chaque groupe et sont construits seulement pour les joueurs et les entraîneurs qui changent d'équipe, ce qui est le cas pour presque tout le monde dans notre situation (seuls Colorado, Pittsburgh et Tampa Bay ont gardé le même entraîneur pour l'entièreté de la période). La première hypothèse à assumer pour ce modèle est que la partie inobservable de nos deux effets fixes est corrélée avec la partie observable (Paradisi, 2024). On décompose les termes θ_i et ψ_e de la façon suivante :

$$\theta_i = \alpha_i + q_i \phi \quad (2)$$

$$\psi_e = \gamma_e + p_e \eta \quad (3)$$

Sous l'hypothèse que $\text{Cov}(q_i, \alpha_i) = \text{Cov}(p_e, \gamma_e) = 0$ (absence de corrélation linéaire entre les variables explicatives), nous pouvons étudier l'effet des caractéristiques observables sur les caractéristiques inobservables. Dans le cas qui nous intéresse, nous cherchons à valider certaines caractéristiques communes pouvant qualifier un entraîneur de bonne qualité. La deuxième hypothèse pour ce type de modèle concerne la mobilité des travailleurs ou des joueurs dans notre cas. Comme mentionné auparavant, les effets fixes sont identifiables grâce aux multiples mouvements des joueurs dans les équipes. Selon Paradisi (s.d.), il faut présumer que le mouvement n'est pas corrélé avec la portion inobservable des effets. Le fait que les joueurs changent d'équipe ne doit pas être en lien avec les impondérables qui leur sont attribués (leur talent, leur leadership, l'individu en tant que tel). Nous posons cette hypothèse dans le cadre de ce mémoire. Cette hypothèse étant une limitation dans ce mémoire, elle pourrait être explorée dans le cadre de futures recherches.

5.2 Changements d'entraîneur

Après avoir identifié la contribution des entraîneurs et ceux qui sont supérieurs à la médiane selon le modèle, nous voulons comprendre l'impact d'un changement d'entraîneur sur la productivité des individus. Le modèle qui permet de comprendre l'impact d'un changement d'entraîneur est le suivant et s'inspire du modèle développé par Gormley and Matsa (2011). Ce qui est différent avec notre équation est que l'indice i correspond aux joueurs et non aux entreprises, tandis que l'indice j correspond aux équipes et non aux industries. Nous remplaçons l'indice c de cohorte par un indice s d'événement. Nous ajoutons également des effets fixes de temps et de joueurs,

contrairement aux auteurs qui n'incluent que les effets fixes d'interaction temps-cohorte et firme-cohorte. Notre modèle est le suivant :

$$Y_{ist} = \beta_0 + \beta_1 X_{ist} + \beta_2 (\text{après_traitement})_{ist} + \Omega_i + \Gamma_t + \Phi_{js} + \Lambda_{ts} + \varepsilon_{ist} \quad (4)$$

La variable dépendante Y_{ist} est le nombre de points produits par le joueur i au temps t , provenant de l'événement s . Chaque changement d'entraîneur correspond à un événement et l'indice s indique le changement attribué à une observation. La méthode de doubles différences employée est caractérisée par plusieurs traitements à des périodes différentes. En tout, il y a 52 changements d'entraîneur pour la période couverte par les données (six saisons, de 2017-2018 à 2022-2023). Nous utilisons la base de données Stack pour les modèles de doubles différences. Le nombre d'observations augmente comparativement à notre base de données initiale et 9 nouvelles variables sont ajoutées au modèle:

- t : écart de temps, en nombre de matchs, entre l'observation et le changement;
- *après traitement* : variable d'intérêt indiquant l'effet général du traitement;
- *événement* : identifie le changement duquel provient chaque observation;
- *qualité* : variable prenant la valeur de 1 si le modèle AKM indique que l'entraîneur est supérieur à la médiane
- $L1, L2, L3$: contrôles pour le nombre de défaites dans les 5, 10 et 15 dernières parties;
- *classement* : nombre de points accumulés au classement;
- *rang* : position de l'équipe dans le classement général (de 1 à 32).

La variable *événement* est un effet fixe introduit pour identifier de quelle base de données provient une observation (de 1 à 52). Dans le modèle décrit par l'équation (4), nous retrouvons les variables *domicile* et *temps de jeu* englobées par X_{ist} . Nous notons l'ajout des variables $L1, L2, L3, classement$ et *rang* dans X_{ist} . Également, nous avons les matrices d'effets fixes de joueurs et de temps Ω_i et Γ_t . La variable

$(après_traitement)_{ist}$ est l'effet du traitement sur les traités et la variable d'intérêt du modèle. Le symbole Φ_{js} est l'effet fixe provenant de l'interaction entre les variables *équipe* et *événement*. L'interaction n'est pas effectuée avec la variable joueur parce qu'un changement d'entraîneur se fait au niveau des équipes. Cet effet fixe contrôle pour la variable binaire *traitement* que nous retrouvons habituellement dans les modèles de doubles différences classiques. Cette variable est habituellement égale à un lorsque l'observation concerne un membre du groupe traité. Même chose pour l'effet fixe d'interaction entre notre variable de temps et *événement* Λ_{ts} , qui agit comme variable *après*. La variable *après* prend la valeur de 1 si l'observation est après le traitement. Puisqu'il y a des écarts de temps entre les matchs et les saisons, nous utilisons la variable *match* comme variable de temps principale. En utilisant le numéro de match cumulatif à travers les saisons, il est plus facile de construire la fenêtre de temps désirée. Par exemple, si le traitement a lieu au match 400, nous gardons les observations pour les matchs 370 à 430.

Pour notre travail, le nombre de points au classement est calculé en multipliant le nombre de victoires accumulées à l'intérieur de la saison et le nombre de points attribués à une victoire, soit deux. Notre classement n'est pas exactement le même que le classement officiel de la LNH, puisqu'un point est habituellement attribué pour les défaites en temps supplémentaire. Dans notre cas, les données ne nous permettent pas de savoir si une joute s'est terminée en temps réglementaire, ce qui explique pourquoi nous n'utilisons pas le classement officiel. Pour simplifier, nous faisons l'hypothèse que tous les matchs ayant terminé avec un but d'écart se sont décidés en trois périodes de jeu.

Auparavant, il a été mentionné que le coût associé à un changement d'entraîneur est important. Les dirigeants sont parfois prêts à dépenser beaucoup d'argent pour remettre leur équipe sur la bonne voie. Le plafond salarial limite l'avantage des équipes aisées dans le cas de l'acquisition de bons joueurs. C'est pourquoi Kaplan (2022) mentionne que les équipes riches investissent beaucoup d'argent dans leur personnel d'opérations hockey et dans leurs installations pour se donner un avantage compétitif. Habituellement, les équipes décident d'embaucher un entraîneur qui, selon elles, est le meilleur

disponible. Plus un entraîneur est réputé pour son expertise, plus il est convoité par un grand nombre d'équipes, ce qui augmente sa valeur. Nous pouvons donc nous demander s'il vaut la peine pour les dirigeants de déboursier une grande somme d'argent pour un entraîneur de grande qualité. Pour tenter de répondre à cette question, nous combinons les deux modèles précédents pour obtenir l'équation suivante :

$$Y_{ist} = \beta_0 + \beta_1 X_{ist} + \beta_2 (\text{après traitement})_{ist} + \beta_3 (\text{après traitement} \times \text{qualité})_{ist} + \theta_i + \Gamma_t + \Phi_{js} + \Lambda_{ts} + \varepsilon_{ist} \quad (5)$$

Le modèle est similaire à celui illustré précédemment. Ce qui change est l'introduction de la variable qualité dans X_{ist} . Cette variable binaire est égale à un si l'entraîneur a un impact supérieur à la médiane selon le modèle AKM. Notre variable d'intérêt ici est *après traitement* × *qualité* puisqu'elle indique l'effet du traitement sur les traités lorsque l'entraîneur embauché est considéré de grande qualité relativement aux entraîneurs de moins bonne qualité. Selon la définition d'un entraîneur de qualité établie, 23 des 52 changements (44,23%) impliquent l'embauche d'un bon entraîneur.

Jusqu'à présent, pour évaluer l'impact d'un changement d'entraîneur, les points produits par joueur ont été utilisés. Il est vrai que de bons résultats individuels peuvent se convertir en de bons résultats collectifs. Cependant, ce n'est pas nécessairement toujours le cas. Le nombre de points peut avoir augmenté sans avoir permis à l'équipe d'avoir remporté plus de parties. En plus des points amassés par les joueurs, nous voulons estimer les régressions sur des variables d'équipe dans la section des résultats. Les équations associées aux régressions des équipes demeurent identiques aux équations (4) et (5) moins les indices i de joueurs. Nous conservons seulement une observation par équipe par match pour que les unités d'observation deviennent à l'échelle des équipes j . Notre base de données ne contient pas de statistiques de performances collectives. Un moyen d'analyser du point de vue collectif est de créer trois nouvelles variables : le nombre de buts marqués par équipe (la somme des buts des joueurs d'une équipe), le

nombre de buts accordés par équipe (la somme des buts des joueurs de l'équipe adverse) et le différentiel (la différence entre les buts marqués et les buts accordés).³

Quatre hypothèses doivent être respectées pour s'assurer que les coefficients des modèles de doubles différences ne soient pas biaisés. Premièrement, il ne doit pas avoir d'effet de contamination, c'est-à-dire que le traitement ne doit pas avoir d'impact sur le groupe contrôle. Il est également important que le traitement soit attribué de manière aléatoire conditionnellement aux variables contrôles et aux effets fixes. L'hypothèse des tendances parallèles découle de ce principe. S'il y a absence de traitement, la différence entre le groupe traité et le groupe contrôle reste constante dans le temps. Une différence non constante dans le temps peut avoir comme répercussion de sous-estimer ou de surestimer l'effet d'un traitement. Nous devons aussi nous assurer que l'effet mesuré ne découle pas d'un autre traitement appliqué simultanément. Par exemple, il se peut qu'un gouvernement applique plusieurs nouvelles lois à la même date. Un contexte similaire dans le monde du hockey est lorsqu'un nouvel entraîneur est embauché à la suite de l'arrivée d'un nouveau directeur général. En plus de l'effet provoqué par un nouvel entraîneur, il pourrait également y avoir un effet positif dû au nouveau gestionnaire. Il faut être prudent lorsque nous évaluons le changement d'une variable à la suite d'un tel événement, puisqu'il se peut que l'évolution de la variable en question soit influencée par plus d'un changement. La dernière hypothèse est une hypothèse d'absence d'anticipation (Roth, Sant'Anna, Bilinski et Poe, 2023). Nous supposons que les agents ne changent pas de comportement juste avant l'implantation du traitement, c'est-à-dire que l'impact du traitement commence seulement après sa mise en place. Cette hypothèse n'est pas problématique considérant que les joueurs ne sont pas avertis qu'il y a un changement d'entraîneur, ce qui diminue les probabilités que leur comportement soit affecté par le traitement avant son arrivée.

Les hypothèses les plus aptes à ne pas être respectées sont celles de contamination, de tendances parallèles et de multiples traitements. Il y a un risque de contamination puisque

³ Il est à noter que nous devons enlever la variable *entraîneur* de la matrice d'effet fixe d'équipe θ_j puisqu'il y a de la colinéarité entre les variables *entraîneur* et *équipe*.

les résultats des équipes traitées peuvent affecter ceux du groupe contrôle. En effet, il n'est pas rare de voir deux équipes s'affronter malgré le fait qu'elles ne soient pas dans le même groupe. En ce qui concerne l'hypothèse des tendances parallèles, nous avons observé dans la Figure 2 du Chapitre 4 que les tendances prétraitement sont différentes pour le groupe traité et le groupe contrôle. Puisqu'un congédiement d'entraîneur est habituellement un événement non aléatoire qui survient majoritairement à la suite de mauvaises performances, les probabilités d'observer des performances à la baisse avant le choc sont élevées. En dernier lieu, il y a un risque de multiples traitements parce que certains changements d'entraîneur ont lieu à la suite d'un changement de directeur général.

Pour tester l'hypothèse de contamination, nous estimons une deuxième série de résultats avec un nouveau groupe contrôle plus restreint où nous retirons toutes les équipes ayant affronté l'équipe traitée durant la période d'analyse. De cette façon, les résultats des équipes non traitées ne peuvent être influencés par la performance des équipes traitées. En ce qui concerne les tendances parallèles, nous utilisons un graphique d'étude d'événement pour observer s'il y a présence de tendances prétraitement. Si tel est le cas, l'hypothèse n'est pas respectée. Pour tenter d'éliminer les tendances prétraitement négatives du groupe traité, nous contrôlons pour les variables *L1*, *L2*, *L3*, *classement* et *rang*. Ainsi, les résultats obtenus par nos régressions vont faire abstraction du nombre de victoires dans les 5, 10 et 15 matchs précédents (*L1*, *L2* et *L3*) en plus du nombre de points et de la position au classement. Finalement, pour éliminer les multiples traitements, nous ajoutons une variable binaire égale à 1 si un changement de directeur général s'est effectué pendant la période d'analyse. Nos résultats ne capteront donc pas l'effet d'un changement de directeur.

Chapitre 6 : Résultats et discussion

L'objectif de ce chapitre est de présenter les résultats des différents modèles. On commence en abordant le modèle à deux grands effets fixes de style AKM pour ensuite analyser les résultats des doubles différences.

6.1 Modèle AKM

Le Tableau 4 présente les groupes formés pour calculer les effets de joueurs et entraîneurs. Ces effets sont estimés en comparant les individus qui sont reliés entre eux. Deux individus sont reliés lorsqu'ils ont évolué pour le même entraîneur, pas nécessairement au même moment. Dans notre cas, si un joueur A et un joueur B ont évolué sous les ordres de l'entraîneur X, ils sont liés. Si le joueur B a également eu l'entraîneur Y, tout comme un autre joueur C, les joueurs A, B et C font partie du même groupe. La mobilité des joueurs et entraîneurs permet de lier les individus et ainsi de former des groupes. Les effets joueurs et entraîneurs sont calculés à l'intérieur de chaque groupe. Par exemple, pour chaque groupe formé, un individu sert de référence pour la comparaison. Nous remarquons la formation d'un seul groupe, ce qui signifie que tous les joueurs et tous les entraîneurs de notre base de données sont comparés les uns aux autres. Nous présentons également la contribution des variables contrôles dans la détermination de la variable dépendante. La contribution d'une variable est obtenue en calculant sa covariance avec la variable *point* et en divisant ce résultat par la variance de *points*. La contribution est définie comme la proportion dans laquelle une variable indépendante explique une variable dépendante, exprimée en pourcentage. Dans notre cas, la variable dépendante est *points*. Le Tableau 5 de la page suivante présente la contribution des variables explicatives dans la production de points.

Tableau 4: Groupes de firmes reliés par la mobilité des joueurs et des entraîneurs

Groupes	Observations	Joueurs	Joueurs mobiles	Entraîneurs
1	255,551	1,568	1055	65
Total	255,551	1,568	1055	65

Notes : Ce tableau nous indique le nombre de groupes créés par la commande *felsdvreg*. La formation d'un groupe requiert que tous les joueurs d'un même groupe soient connectés entre eux. Deux joueurs sont connectés s'ils ont joué pour le même entraîneur. Nous avons aussi des informations sur les groupes : le nombre d'observations, le nombre de joueurs, le nombre de joueurs mobiles et le nombre d'entraîneurs. Les joueurs mobiles sont les individus qui ont changé d'entraîneur.

Tableau 5: Contribution des variables explicatives dans la production de points

Variables	Contribution
Contrôles	.044
Effet de joueurs	.104
Effet d'entraîneur	.001
Résidus	.851

Notes : Le tableau nous donne la contribution des différents effets et variables dans la production individuelle des points. Nous avons de l'information sur la contribution des variables contrôles, de l'effet joueur, de l'effet entraîneur et des résidus. Par exemple, nous voyons que l'effet joueur explique 10,4% de la variable *points*.

L'ensemble des contrôles inclus dans le modèle expliquent environ 4,4 % de la production de points, tandis que l'effet des joueurs explique environ 10,4 %. En ce qui concerne l'effet des entraîneurs, nous remarquons qu'il explique seulement 0,1 % de la production. Le modèle indique qu'un entraîneur n'a pas un grand rôle à jouer dans la production individuelle d'un joueur. Le résidu, c'est-à-dire la portion non observée dans le modèle, est responsable de 85,1 % de la production de points des joueurs. Le résidu est composé de nombreux facteurs difficilement captés par les données disponibles. Nous pouvons notamment penser aux coéquipiers présents sur la glace en même temps qu'un individu, les adversaires qu'il affronte à chaque présence, les blessures, la situation

personnelle et le facteur chance (bâtons brisés, poteaux frappés). Finalement, nous cherchons à savoir quels sont les entraîneurs qui sont supérieurs à la médiane. Le Tableau A2 en annexe présente les entraîneurs et leur classement par rapport à la médiane, en ordre décroissant. Tous les entraîneurs ayant une valeur supérieure à 0 sont considérés de bonne qualité (*qualité* = 1). Pour avoir une idée de l'effet des caractéristiques des entraîneurs sur leur performance, nous effectuons une régression des variables sur l'*effet d'entraîneur*. Les 2 seules variables de caractéristiques d'entraîneur que nous avons inclus dans la base de données sont *ancien joueur* et *expérience*. Les résultats sont présentés en écart-type par rapport à la moyenne dans le Tableau 6 suivant.

Tableau 6: Résultats de la régression des caractéristiques d'entraîneurs sur l'effet des entraîneurs (en écart-type par rapport à la moyenne)

	(1) Effet entraîneur
Ancien joueur	.845
Expérience	-.808
Constante	.113
Moyenne	-.058
Observations	65
R-carré	.022

Notes: *** p<.01, ** p<.05, * p<.1.

Le tableau illustre les résultats de la régression de l'effet d'entraîneur sur les caractéristiques d'entraîneur *ancien joueur* et *expérience*. Les coefficients ne sont pas significatifs et sont présentés en écart-type par rapport à la moyenne. Le fait d'être un ancien joueur augmente l'effet entraîneur de .845 écart-type par rapport à la moyenne tandis que le fait d'avoir de l'expérience diminue l'effet entraîneur de .808 écart-type par rapport à la moyenne.

Ces résultats suggèrent qu'un entraîneur qui a déjà joué dans la LNH puisse améliorer l'effet entraîneur de 0,845 écart-type par rapport à la moyenne. En d'autres mots, l'impact d'un entraîneur deviendrait positif lorsque celui-ci est un ancien joueur, ce qui va dans le même sens que ce que nous avons observé graphiquement au Chapitre 4. En ce qui concerne la variable *expérience*, le coefficient obtenu est négatif. Avec un entraîneur

ayant de l'expérience derrière un banc de la LNH, l'effet entraîneur semble diminuer de 0,808 écart-type par rapport à la moyenne. Il ne serait pas nécessairement avantageux d'engager un entraîneur expérimenté selon ce modèle. Puisque les coefficients obtenus pour les deux variables ne sont pas significatifs, il est impossible de conclure que ces caractéristiques influencent ou non l'effet entraîneur.

6.2 Modèles de doubles différences

Nous nous intéressons maintenant aux résultats des modèles de doubles différences. Ces modèles ont comme but de nous informer sur l'impact d'une substitution d'un entraîneur. Les résultats des régressions pour ces modèles sont présentés dans le Tableau 7. Les deux premières colonnes illustrent les résultats lorsqu'on utilise la variable *points* comme variable dépendante, comme nous avons fait à la Figure 2. Pour ce qui est des colonnes 3 et 4, la variable déterminée est la variable *victoire*. Cette variable est égale à 1 si l'équipe a remporté la partie (différentiel supérieur à 0). Nous voulons confirmer ou infirmer les tendances de la probabilité de victoire observées dans la Figure 3 pour la période après le traitement. Les colonnes 2 et 4 contiennent les résultats de la variable d'interaction après *traitementXqualité*. Cette variable indique l'impact d'un changement d'entraîneur lorsque ce dernier est considéré de bonne qualité par le modèle AKM, par rapport à un de moins bonne qualité.

Concernant les différentes variables contrôles, les variables *temps de jeu*, *domicile* et *qualité* sont incluses dans les modèles. Pour les quatre régressions, ces variables ont un impact positif et significatif à 1 %. Les résultats vont dans le sens anticipé. Plus de temps de glace donne plus d'opportunités à un joueur de se faire valoir et il est plus facile de jouer devant ses partisans, surtout considérant que les entraîneurs possèdent le dernier changement. Selon Hockey Canada, le dernier changement signifie que lorsqu'il y a un arrêt de jeu, c'est l'équipe visiteuse qui doit envoyer ses joueurs en premier sur la patinoire. L'équipe locale a donc l'avantage de décider quels joueurs vont affronter ceux de l'autre équipe déjà sur la surface de jeu. Par exemple, un entraîneur peut envoyer ses meilleurs joueurs contre les moins bons joueurs de l'équipe adverse. Nous pouvons aussi

penser que l'énergie de la foule est un avantage. Pour ce qui est de la variable *qualité*, les entraîneurs de qualité selon le AKM, sont ceux qui réussissent à augmenter la production des points. Le fait que la variable ait un coefficient positif et significatif va de pair avec cette affirmation. Donc, *qualité* a un effet de niveau, mais pas sur le changement. Nous contrôlons également pour le nombre de défaites dans les 5, 10 et 15 derniers matches (L1, L2 et L3). Les coefficients sont aussi positifs et significatifs à 1 %. Les joueurs semblent donc rebondir à la suite de mauvaises séquences de défaites. Finalement, nous incluons les variables *classement* et *rang*. Les résultats démontrent qu'un point additionnel collectif et qu'une glissade d'un rang au classement baissent le rendement. Ce qui semble logique considérant qu'un joueur dans une organisation en difficulté peut être porté à créer moins d'offensive. Voici les résultats des variables d'intérêt principales.

Tableau 7: Résultats des régressions des modèles de doubles différences

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Points	Points	Victoire	Victoire
Après traitement	.012**	.013	.071***	.078***
	(.006)	(.009)	(.017)	(.023)
Après traitementXqualité		-.003		-.026
		(.015)		(.043)
Moyenne	.457	.457	.547	.547
Observations	1316995	1316995	71033	71033
R-carré	.175	.175	.218	.218

Notes : *** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

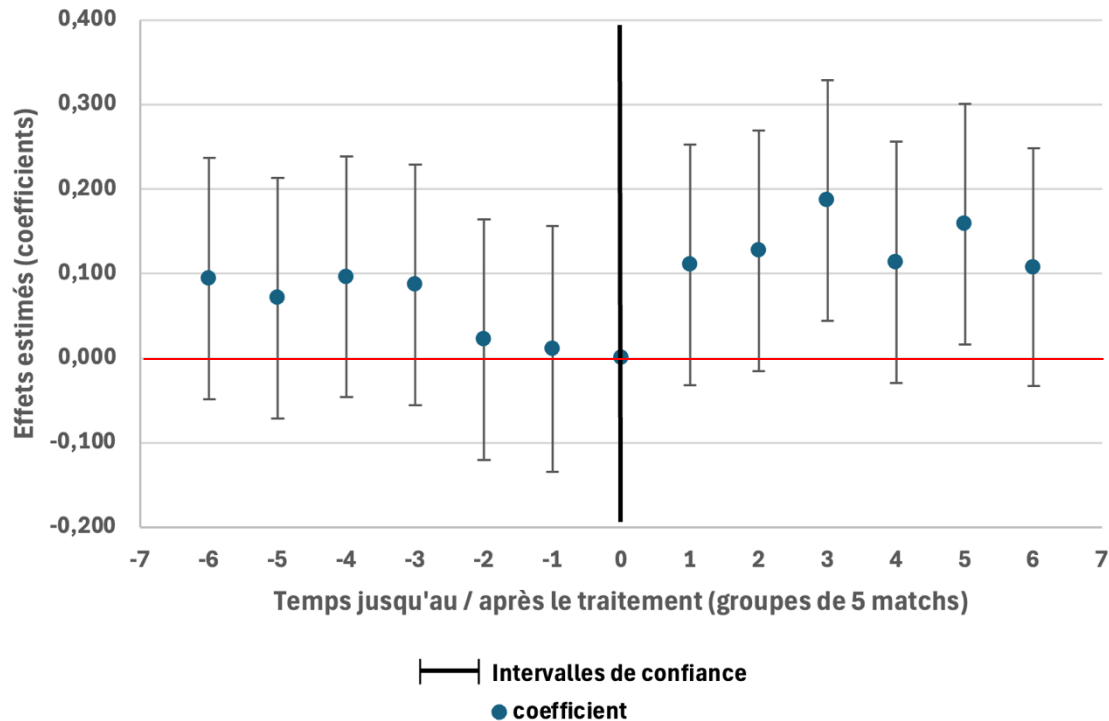
Le tableau affiche les résultats des régressions des modèles de doubles différences. Les variables dépendantes sont *points* et *victoire*. Les colonnes 2 et 4 contiennent les résultats de l'effet de traitement interagi avec la variable *qualité*. Cet effet d'interaction représente l'impact d'un changement d'entraîneur lorsque la personne engagée est supérieure à la médiane selon notre modèle AKM.

Une façon d'analyser l'impact d'un changement d'entraîneur sur la performance globale d'une équipe est d'utiliser la variable *différentiel*. Une équipe avec un différentiel positif signifie qu'elle a inscrit plus de buts que son adversaire. Cette variable permet de prendre en compte les performances offensive et défensive d'une équipe. Nous utilisons *différentiel* pour créer la variable *victoire* nous indiquant si une équipe a obtenu une victoire pour un match donné. Les colonnes 3 et 4 du Tableau 7 présentent les résultats avec la variable dépendante *victoire*. Le coefficient *après traitement* est positif et significatif à 1 % pour la régression 3. Changer d'entraîneur augmenterait les chances de gagner d'en moyenne 7,1 points de pourcentage. Les probabilités de remporter une partie grimpent de 54,7 % à 61,8 %, soit une augmentation de 13 %. Nous avons un résultat de 7,8 points de pourcentage pour la régression de la colonne 4, ce qui est encore plus important. L'effet d'embaucher un entraîneur de qualité est négatif et non significatif. Malgré le fait que changer d'entraîneur ait un effet significatif, engager un entraîneur de haut niveau ne semble pas apporter un avantage en ce qui concerne les probabilités de remporter une partie. Nous constatons que changer d'entraîneur apporte une amélioration des résultats globaux des équipes traitées sur une période de 30 matchs, et ce, peu importe si l'entraîneur est qualifié ou non.

Bien que nous ayons déjà des résultats sur la performance globale, nous voulons savoir si les performances individuelles sont aussi influencées. Les deux premières colonnes du Tableau 7 contiennent les coefficients qui affectent la variable *points*. La variable d'intérêt *après traitement* a un coefficient positif et significatif à 5 % pour la première régression. Sur une période de 30 matchs après un changement d'entraîneur, le nombre de points par match augmente de 0,012 unité en moyenne. La moyenne de points inscrits passe alors de 0,457 à 0,469, soit une augmentation de 2,6 %. Ce qu'on peut tirer de ce résultat est que le congédiement d'un entraîneur apporte habituellement un choc positif sur la performance offensive individuelle des joueurs d'une équipe. En ajoutant la variable *qualité* et son interaction avec *après traitement*, nous obtenons des résultats très similaires pour la variable *après traitement* (0,013). Cependant, le coefficient du terme *après traitement* \times *qualité* demeure faible, non significatif et négatif.

Il serait intéressant d'analyser l'évolution de l'effet de traitement sur la performance globale des équipes. Nous voulons savoir si l'impact d'un changement est positif pour la totalité des 30 matchs suivant le choc. Ce qui nous permet d'atteindre notre objectif est l'utilisation d'une étude d'événement. Nous utilisons cette méthode pour décomposer l'effet de traitement (la variable d'intérêt *après traitement*) sur la variable *victoire* à travers le temps. La variable de temps employée est la variable t indiquant à combien de matchs une observation se situe d'un changement. Puisqu'il y a énormément de fluctuation d'un match à un autre, nous séparons les matchs en groupes de 5. Par exemple, les 5 premiers matchs après une substitution prennent la valeur de 0 pour la variable t . Le Graphique 5 nous indique qu'il ne semble pas avoir d'essoufflement de l'effet de traitement pour les 30 premiers matchs suivant le changement. Les coefficients obtenus pour cette période sont tous positifs. Cependant, seul deux des six coefficients sont significatifs à 5 % et donc, différents de 0 à ce niveau. Une autre utilité de cet outil est de vérifier l'hypothèse des tendances parallèles. Nous voulons nous assurer qu'il n'y ait pas de prétendances dans les données pour la période avant le traitement. L'hypothèse est respectée si les coefficients obtenus ne sont pas significatifs. Dans notre cas, les coefficients ne sont pas significatifs avant le traitement. Aucun point prétraitement ne semble significativement différent de zéro. De plus, ils prennent une valeur près de 0, surtout pour les 10 matchs avant le changement. Nous ne pouvons donc pas conclure qu'il y a une différence entre le groupe traité et contrôle, ce qui peut servir d'argument pour confirmer l'hypothèse des tendances parallèles. Cette conclusion est différente de ce que nous avons vu dans le Graphique 3 (Chapitre 4). En analysant les statistiques sommaires de nos données, nous avons observé une importante différence de tendance entre les groupes traité et contrôle pour la période pré-traitement. En effet, la probabilité de gagner une partie était à la baisse avant un changement d'entraîneur pour les équipes traitées. Selon le Graphique 5, l'ajout de nos variables contrôles dans le modèle a permis d'éliminer les différences entre les deux groupes.

Figure 5: Résultats de l'étude d'événement de l'impact d'un changement d'entraîneur sur la variable victoire



Notes: Le graphique est une étude d'événement décomposant l'effet du traitement (*après traitement*) dans le temps. La variable déterminée est la variable victoire. La variable de temps employée est la variable t (match jusqu'au / après le changement). Les matchs sont séparés en groupes de 5. Par exemple, les 5 premiers matchs après une substitution prennent la valeur de 0 pour la variable t.

6.3 : Robustesse des résultats

Le but de cette section est de vérifier si les hypothèses du modèle de doubles différences sont respectées. La première hypothèse testée est celle des tendances parallèles. Comme nous venons de voir, le moyen employé pour valider les résultats est une représentation graphique d'étude d'événements. Cette méthode nous permet d'identifier visuellement la présence de tendances avant le traitement. S'il y a absence de tendances, nous pouvons affirmer que le groupe traité aurait gardé une différence constante dans le temps par rapport au groupe contrôle. Ce constat implique que le traitement est attribué de façon aléatoire. Dans le cas qui nous concerne, un changement d'entraîneur n'est habituellement pas un événement qui se produit de façon aléatoire. Une équipe

connaissant du succès va rarement effectuer une substitution. L'entraîneur peut lui-même décider de ne pas revenir à la barre d'une équipe ou il peut quitter l'équipe pour des raisons personnelles (familiales, santé, etc.), mais ce sont des exceptions. McIndoe (2018) évoque des exemples d'entraîneurs de la LNH qui ont quitté leur poste de manière inattendue, souvent en raison de pressions ou de choix personnels. Seuls 10 entraîneurs sont identifiés depuis 1992.

La cause première d'un changement est un congédiement. Habituellement, une telle action est expliquée par des résultats en dessous des attentes de la direction. Cela pourrait impacter notre analyse si nous observons des tendances négatives pour les équipes traitées avant le traitement. Effectivement, le groupe traité est comparé à des équipes n'éprouvant pas nécessairement de difficultés. L'inclusion de nos variables contrôles semble suffisante pour rendre les groupes comparables, étant donné l'étude d'événement (Figure 5).

Une autre hypothèse à respecter est qu'il ne doit pas avoir d'effet de contamination. Dans notre situation, il ne faut pas que les équipes du groupe contrôle soient affectées par l'effet de traitement. Dans nos estimations initiales, le groupe contrôle est composé des équipes n'ayant pas fait de changement d'entraîneur pendant la fenêtre de temps établie. Un inconvénient de cette approche est qu'il y a la présence de parties où des équipes traitées affrontent des équipes non traitées. Dans le Tableau 8, nous estimons à nouveau les modèles, mais avec un groupe contrôle plus strict. Pour une équipe traitée donnée, en plus d'enlever les autres équipes qui ont fait un changement d'entraîneur, nous enlevons également toutes les équipes ayant affronté l'équipe traitée, et ce, pour les 52 traitements différents. Puisque les équipes affrontent plus souvent des adversaires de la même division, cette restriction revient à comparer davantage les traités à des équipes hors division. Ainsi, nous éliminons les parties où il pourrait y avoir un effet de contamination. Nous voulons aussi vérifier l'hypothèse d'absence de politiques confondantes. Il faut s'assurer qu'un autre traitement n'interfère pas dans notre estimation. Du côté des changements d'entraîneur, nous avons identifié un autre changement pouvant affecter la performance des joueurs et des équipes. Une substitution du directeur général peut

parfois survenir quelques jours ou quelques semaines avant une substitution d'entraîneur, car un nouveau directeur général engage habituellement un nouvel entraîneur après sa nomination. Dans les régressions du Tableau 8, nous contrôlons également pour la variable binaire *dg* indiquant s'il y a eu un nouveau directeur général durant la période d'étude.

La dernière hypothèse à poser est l'absence d'anticipation de la part des individus. Le comportement des agents ne doit pas être différent, considérant qu'ils envisagent l'arrivée d'une loi ou d'un choc. Nous n'avons pas trouvé de façon de prouver cette hypothèse sur le plan pratique. Il y a cependant un argumentaire favorable à la validité de l'hypothèse dans notre cas. Le congédiement d'un entraîneur n'est pas un événement prévu. Les joueurs ne se font pas annoncer qu'ils auront un nouvel entraîneur, ce qui veut dire qu'ils ne peuvent pas adapter leur comportement en conséquence. Cependant, il est vrai qu'un congédiement peut être anticipé à court et moyen terme. Une équipe connaissant une mauvaise séquence peut s'attendre à un changement. Il est valable de penser que les joueurs peuvent réduire volontairement leur qualité de jeu dans le but de voir leur entraîneur perdre son emploi. Il est clair que ce type de situation est déjà arrivé dans certaines équipes. Les athlètes professionnels sont fiers et compétitifs, ce qui nous amène à penser que, pour la majorité des congédiements, les joueurs ont donné un maximum d'effort. C'est pourquoi nous pouvons seulement supposer que cette hypothèse tienne.

Tableau 8: Résultats des régressions de doubles différences avec un groupe contrôle plus stricte

	(1) Points	(2) Buts marqués	(3) Buts contre	(4) Différentiel	(5) Victoire
Après traitement	-.004 (.009)	.012 (.088)	-.239*** (.088)	.251* (.131)	.063** (.026)
Moyenne	.446	2.987	3.011	-.0233	.532
Observations	232849	11661	11661	11661	11661
R-carré	.198	.404	.415	.406	.406

Notes: *** p<.01, ** p<.05, * p<.1.

Le tableau indique les résultats des régressions des modèles de doubles différences avec un groupe contrôle plus restreint. Les équipes qui ont affronté les équipes traitées sont exclues du groupe contrôle. Nous contrôlons aussi pour la variable *dg*. Les résultats présentés sont les coefficients de l'effet de traitement (après_traitement) sur les variables de performance suivantes : points, buts marqués, buts contre, différentiel et victoire. Les résultats demeurent similaires à ceux obtenus initialement dans le Tableau 7. Le seul résultat différent est pour la variable points. Le coefficient n'est plus significatif et il est maintenant de signe négatif. En revanche, bien que l'effet soit négatif, il est infime. Nous notons que l'effet de traitement sur les variables buts contres, différentiel et victoire est significatif. Les coefficients sont de même signe et semblables à ceux trouvés avec l'estimation initiale. Les conclusions demeurent intactes.

Tableau 9 : Résultats des régressions de doubles différences avec un groupe contrôle plus stricte et interactions avec la variable qualité (>= 75 percentiles)

	(1) Points	(2) Buts marqués	(3) Buts contre	(4) Différentiel	(5) Victoire
après_traitement	.004 (.012)	.104 (.124)	-.199 (.125)	.303 (.185)	.079** (.036)
après_traitementXqualité	-.021 (.022)	-.244 (.219)	-.107 (.220)	-.136 (.326)	-.040 (.064)
Moyenne	.446	2.987	3.011	-.0233	.532
Observations	232849	11661	11661	11661	11661
R-carré	.198	.404	.415	.406	.406

Notes: *** p<.01, ** p<.05, * p<.1.

Le tableau indique les résultats des régressions des modèles de doubles différences avec un groupe contrôle plus restreint et les interactions avec la variable *qualité*. Les équipes qui ont affronté les équipes traitées sont exclues du groupe contrôle. Nous contrôlons aussi pour la variable *dg*. Les résultats présentés sont les coefficients de l'effet de traitement (après_traitement) et son interaction avec la qualité (après_traitementXqualité) sur les variables de performance suivantes : points, buts marqués, buts contre, différentiel et victoire. En utilisant une nouvelle variable *qualité* où *qualité* >= 75 percentiles, les résultats ne sont pas plus concluants pour *après_traitementXqualité*. Le fait d'engager un entraîneur de qualité a un impact négatif et non significatif pour les 4 des 5 variables (*points*, *buts marqués*, *différentiel* et *victoire*).

Les résultats demeurent similaires à ceux obtenus initialement pour la variable d'intérêt *après traitement*. Le seul résultat différent est pour la variable *points*. Le coefficient n'est plus significatif et il est maintenant de signe négatif. En revanche, bien que l'effet soit négatif, il est infime. Nous notons que l'effet de traitement sur les variables *buts contre*, *différentiel* et *victoire* est significatif. Les coefficients sont de même signe et semblables à ceux trouvés avec l'estimation initiale. Les conclusions demeurent intactes, ce qui ajoute à la robustesse de nos résultats. Nous voulons aussi tester la robustesse des résultats pour la variable d'interaction *après_traitementXqualité*. Puisque nous n'avons pas eu de résultats concluants dans les régressions initiales, nous utilisons maintenant une nouvelle variable qualité égale à 1 si l'entraîneur fait partie des 16 meilleurs entraîneurs selon le modèle AKM (≥ 75 percentiles). Ainsi, nous voulons vérifier si le fait d'engager un des meilleurs entraîneurs a un impact. Comme on le voit dans le Tableau 9, le fait d'engager un bon entraîneur a un effet négatif et non significatif sur 4 des 5 variables dépendantes (*points*, *buts marqués*, *différentiel* et *victoire*). L'effet est positif sur le nombre de buts accordés (signe négatif), sans être significatif.

Chapitre 7 : Conclusions et recommandations

L'objectif principal de ce mémoire était de comprendre l'importance d'une gestion de qualité dans les entreprises à travers la contribution d'un entraîneur dans la performance individuelle et collective des joueurs de la LNH. À partir des statistiques individuelles des joueurs, nous voulions d'abord identifier les entraîneurs les plus performants et vérifier la pertinence de deux caractéristiques communes de plusieurs entraîneurs : être un ancien joueur de la ligue et être un entraîneur d'expérience. À l'aide d'un modèle de type AKM, nous avons trouvé que l'effet entraîneur est responsable de seulement 0,1 % des points inscrits par les joueurs. L'effet joueur a été estimé à 10,4 %, tandis que les contrôles inclus dans le modèle et les résidus contribuent à un total de 89,5 %. Par la suite, nous avons estimé la régression des caractéristiques d'entraîneur. Les coefficients obtenus ne sont pas significatifs, nous ne pouvons donc pas conclure qu'être un ancien joueur et d'avoir de l'expérience impacte l'effet d'entraîneur. Cependant, nous pouvons quand même mentionner que, selon notre estimation, le fait d'être un ancien joueur semble impacter positivement l'effet entraîneur de 0,845 écart-type par rapport à la moyenne, tandis que le fait d'avoir de l'expérience semble diminuer l'effet entraîneur de 0,808 écart-type par rapport à la moyenne. Nous avons ensuite identifié les entraîneurs les plus performants et créé une variable *qualité* égale à 1 si l'entraîneur est meilleur que la médiane.

Nous voulions ensuite estimer l'impact d'un changement d'entraîneur sur différentes variables de performance individuelles et collectives. Nous utilisons un modèle de doubles différences échelonné où nous incluons des effets fixes d'interaction entre les variables *événement* et *match* ainsi que *événement* et *équipe*. Nos résultats suggèrent qu'un changement d'entraîneur augmente en moyenne les probabilités de victoire de 7,1 points de pourcentage, soit une augmentation de 13 %. De plus, nous trouvons que la production des joueurs augmente de 0,012 point par match sur une période de 30 matchs. Ce coefficient représente une augmentation moyenne de 2,6 % et est significatif à un niveau de 5 %. Nos estimations ne permettent pas de conclure qu'engager un entraîneur

de qualité a un effet significatif additionnel sur les variables de performance utilisées. Et donc, le changement en tant que tel est plus important que l'entraîneur. Ce constat est surprenant considérant que notre modèle AKM identifie les entraîneurs générant plus de points. Le fait que l'effet entraîneur explique un faible pourcentage de la production des points peut être une explication aux deux conclusions divergentes. L'effet des entraîneurs serait peut-être plus visible sur une plus longue période d'analyse ou il est possible que l'écart de qualité entre les bons et les moins bons entraîneurs soit marginal. Ce mémoire ne permet de pas de conclure qu'une gestion de personnel supérieure à la médiane influence la performance des employés à la hausse. Cependant, nous trouvons qu'un changement au niveau de la gestion apporte un effet positif à court terme.

Les résultats fournis par ce mémoire peuvent être utiles dans la prise de décisions des directeurs généraux de la LNH. Le premier aspect dans lequel notre étude est pertinente concerne les critères de sélection. Sur la base de nos résultats, nous recommandons aux dirigeants de ne pas prioriser l'aspect expérience des entraîneurs. En effet, nous avons trouvé que cette caractéristique apporte en moyenne un impact négatif sur la performance des joueurs. En contrepartie, nous suggérons de ne pas sous-estimer le bienfait qu'un entraîneur soit un ancien joueur de la LNH. L'expérience acquise en tant que joueur semble avoir un effet positif sur la productivité d'un entraîneur. Le deuxième aspect de notre mémoire pertinent pour les directeurs généraux est lié aux congédiements. Notre étude démontre qu'une substitution apporte une augmentation de la performance globale sur au moins 30 parties. Nous recommandons ainsi aux gestionnaires d'utiliser cette tactique afin de relancer leur équipe s'ils ressentent que le moment est venu d'agir. Cependant, nous remarquons dans nos résultats qu'engager un entraîneur de qualité n'a pas d'impact significativement positif sur les performances individuelles et collectives. La recommandation en lien avec ce constat est de ne pas nécessairement chercher à engager le meilleur entraîneur disponible si l'objectif est de créer un choc de court terme, surtout considérant que le processus est davantage coûteux si un meilleur entraîneur est embauché.

Cette étude comporte plusieurs limites. Pour la première partie de ce mémoire, il est difficile d'inclure la totalité des variables explicatives pour la production de points. Malgré un nombre assez important de variables, le résidu obtenu explique 85 % du nombre de points. Contrairement à des sports comme le baseball où nous pouvons isoler l'affrontement entre le lanceur et le frappeur, le hockey est un sport où l'interaction entre les joueurs est constante. Pour que le modèle soit complet, il faudrait avoir des données précises sur le temps de jeu de chaque individu. Nous aurions besoin du temps de jeu selon chaque combinaison de coéquipiers et d'adversaires qu'un individu a côtoyés sur la glace à chaque partie. Le nombre de combinaisons est élevé, considérant que les joueurs changent de trio régulièrement, que ce soit en égalité numérique ou en situation d'unités spéciales.⁴ Aussi, un trio d'attaquants peut évoluer avec différents duos de défenseurs durant un match. Nous devons aussi considérer tous les joueurs adverses dans l'équation. Une limite concernant notre modèle de doubles différences est le fait qu'il est rare que le traitement soit aléatoire. Une équipe effectuant un changement d'entraîneur est habituellement une équipe performant sous les attentes. Malgré l'inclusion de variables de performance prétraitement, il est difficile de confirmer à 100 % l'hypothèse des tendances parallèles.

La première recommandation pour des études futures est en lien avec le traitement non aléatoire. Il pourrait être intéressant d'analyser les performances des joueurs et des équipes à la suite d'un changement attribuable à une autre raison qu'un congédiement. Par exemple, il arrive parfois qu'un entraîneur doive s'absenter à la suite de problèmes personnels (santé, tragédie familiale, suspension). Ce type de changement est plus aléatoire et peut affecter n'importe quelle équipe à tout moment. De plus, nous suggérons que la qualité des entraîneurs soit déterminée par d'autres variables que les points. Dans notre modèle AKM, les entraîneurs qui ont un effet supérieur à la médiane sur le nombre de points individuels produits sont considérés de qualité. Cependant, il est clair qu'il existe d'autres options pour mesurer l'efficacité des entraîneurs. Par exemple, il pourrait

⁴ Une unité spéciale est une situation de jeu où une des deux équipes écope d'une pénalité. Le résultat implique une formation évoluant avec un joueur de moins sur la surface de jeu.

être envisageable d'utiliser des variables de performance individuelle défensive et de performance collective, comme ceux employés dans nos modèles de doubles différences.

Bibliographie

Abowd, J. M., Creecy, R. H. et Kramarz, F. (2002). Computing Person and Firm Effects Using Linked Longitudinal Employer-Employee Data (Technical Paper No. TP-2002-06). U.S. Census Bureau, LEHD Program.

Abowd, J. M., Finer, H. et Kramarz, F. (1999). Individual and Firm Heterogeneity in Compensation: An Analysis of Matched Longitudinal Employer-Employee Data for the State of Washington. Dans J. C. Haltiwanger, J. I. Lane, J. R. Spletzer, J. J. M. Theeuwes et K. R. Troske (dir.), *The Creation and Analysis of Employer-Employee Matched Data* (Vol. 241, Contributions to Economic Analysis, pp. 3-24). Emerald Group Publishing Limited.

Abowd, John M., Francis Kramarz et David N. Margolis. (1999). High Wage Workers and High Wage Firms. *Econometrica*, 67(2), 251-333.

Andrews, M., Schank, T. et Upward, R. (2006). Practical fixed-effects estimation methods for the three-way error-components model. *The Stata Journal*, 6(4), 461–481.

Audas, R., Goddard, J. et Rowe, W. G. (2006). Modelling employment durations of NHL head coaches: Turnover and post-succession performance. *Managerial and Decision Economics*, 27(4), 293-306.

Badenhausen, K. (2024). NHL salary cap rises 5.4% as COVID-19 ‘debt’ extinguished. Sportico. Consulté le 13 janvier 2025, sur <https://www.sportico.com/leagues/hockey/2024/nhl-salary-cap-rises-covid-debt-1234783831/>.

Baker, A. C., Larcker, D. F. et Wang, C. C. Y. (2021). How Much Should We Trust Staggered Difference-In-Differences Estimates? (Working Paper No. 21-112). Stanford University et Harvard Business School.

BigDataBall. (s.d.). Sports Data in Excel by BigDataBall: Enriched, Accurate, Reliable. Consulté le 18 décembre 2024, sur https://www.bigdataball.com/datasets/?_wcf_search=sports%3D3436.

Bloom, N., Eifert, B., Mahajan, A., McKenzie, D. et Roberts, J. (2011). Does management matter? Evidence from India (Document de travail NBER No. 16658). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w16658>

Bloom, N., Lemos, R., Sadun, R. et Van Reenen, J. (2015). Does management matter in schools? *The Economic Journal*, 125(584), 647–674. <https://doi.org/10.1111/eoj.12267>

Card, D. et Krueger, A. B. (1994). Minimum wages and employment: A case study of the fast-food industry in New Jersey and Pennsylvania. *The American Economic Review*, 84(4), 772–793.

Cengiz, D., Dube, A., Lindner, A. et Zipperer, B. (2019). The effect of minimum wages on low-wage jobs. *The Quarterly Journal of Economics*, 134(3), 1405–1454.

Columbia University Mailman School of Public Health. (s.d.). Difference-in-difference estimation. Consulté le 12 décembre 2024, sur <https://www.publichealth.columbia.edu/research/population-health-methods/difference-difference-estimation>.

Cornelissen, T. (2008). The Stata command `felsdvdreg` to fit a linear model with two high-dimensional fixed effects. *The Stata Journal*, 8(2), 170-189.

Gormley, T. A. et Matsa, D. A. (2011). Growing out of trouble? Corporate responses to liability risk. *The Review of Financial Studies*, 24(8), 2781-2821.

Harris, D. N. et Sass, T. R. (2007). Teacher Training, Teacher Quality, and Student Achievement. Working Paper 3. Département des études de politiques éducatives, Université du Wisconsin – Madison et Département d'économie, Florida State University.

Hockey Canada. (s.d.). Règle 2.5 : Changement de joueurs. Consulté le 18 décembre 2024, sur <http://rulebook.hockeycanada.ca/french/section-2/regle-2-5/>.

Hockey DB. (s.d.). Hockey Statistics and History. Consulté le 13 janvier 2025, sur <https://www.hockeydb.com>.

Kaplan, E. (2022). NHL's secret race for competitive advantage. Consulté le 18 décembre 2024, sur https://www.espn.com/nhl/story/_/id/34710295/nhl-secret-race-competitive-advantage.

LOST Stats. (s.d.). Difference in Differences Event Study. Consulté le 18 décembre 2024, sur https://loststats.github.io/Model_Estimation/Research_Design/event_study.html.

McIndoe, S. (2018). Down Goes Brown: 10 other NHL coaches who walked away. Consulté le 18 décembre 2024, sur <https://www.sportsnet.ca/hockey/nhl/goes-brown-10-nhl-coaches-walked-away/>.

National Hockey League. (s.d.). NHL Records. Consulté le 18 décembre 2024, sur <https://records.nhl.com/franchises/records>.

Paradisi, M. (2024). AKM Models: Applied Micro - Lecture 8. Lecture notes, EIEF et NBER.

Reeves, R. (2024). The highest-paid coaches in the NHL. Front Office Sports. Consulté le 13 janvier 2025, sur <https://frontofficesports.com/highest-paid-nhl-coaches/>.

Roth, J., Sant'Anna, P. H. C., Bilinski, A. et Poe, J. (2023). What's trending in difference-in-differences? A synthesis of the recent econometrics' literature. *Journal of Econometrics*, 235(3), 2218–2244.

Schempp, P. G., McCullick, B. A., Grant, M. A., Foo, C., et Wieser, K. (2010). Professional playing experience does not lead to professional coaching success. *Journal of Coaching Education*, 3(3), 72–82. National Association for Sport and Physical Education.

Schram, C. (2023). After Vegas and Seattle successes, the NHL eyes additional expansion. *Forbes*. Consulté le 13 janvier 2025, sur <https://www.forbes.com/sites/carolschram/2023/10/07/after-vegas-and-seattle-successes-the-nhl-eyes-additional-expansion/>.

Stooke, B. (2008). *Dynasty Discount: Inter-Team Differentials in NHL Player Compensation* (Master's project, Simon Fraser University). Department of Economics. Tilburg Science Hub. (s.d.). Testing for pre-trends in DiD and event studies. Consulté le 18 décembre 2024, sur <https://tilburgsciencehub.com/topics/analyze/causal-inference/did/pretrends/>.

White, P., Persad, S., et Gee, C. J. (2007). The effect of mid-season coach turnover on team performance: The case of the National Hockey League (1989–2003). *International Journal of Sports Science and Coaching*, 2(2), 143–152.

Wyshynski, G. (2024). NHL coaching carousel: Tiers of top coaching candidates. *ESPN*. Consulté le 13 janvier 2025, sur <https://www.espn.com>.

Annexes

Tableau A1 : Description des variables et signes attendus

Nom de la variable	Type	Description	Signe attendu
Points	Quantitative	Nombre de points inscrits par un joueur	Variable expliquée
Buts	Quantitative	Nombre de buts inscrits par un joueur	Variable expliquée
Buts marqués	Quantitative	Nombre de buts inscrits par équipe	Variable expliquée
Buts accordés	Quantitative	Nombre de buts accordés par équipe	Variable expliquée
Différentiel	Quantitative	Différence entre le nombre de buts marqués et accordés	Variable expliquée
Saison	Qualitative	Identifiant de la saison régulière	Positif pour les saisons où le nombre de buts est plus élevé
Équipe	Qualitative	Équipe du joueur	Positif pour les équipes de qualité
Équipe adverse	Qualitative	Équipe adverse	Négatif pour les équipes de qualité
Entraîneur	Qualitative	Entraîneur à la barre de l'équipe	Positif pour les entraîneur de qualité
Joueur	Qualitative	Identifiant du joueur	Positif pour les joueurs offensifs
Domicile	Binaire	Égale à 1 si l'équipe joue dans son aréna	Positif, le match est plus facile à la maison
Temps de jeu	Quantitative	Temps de jeu du joueur	Positif, plus le temps de jeu augmente, plus le joueur a d'opportunité d'inscrire des points
Position	Qualitative	Position du joueur	Positif pour les attaquants
Match saison	Qualitative	Identifiant du match à l'intérieur d'une saison (1 à 82)	Positif pour les matchs en début d'année et négatifs pour ceux en fin d'année ou la fatigue et la qualité de jeu augmentent
Match	Qualitative	Cumulatif des matchs	Effet fixe de temps
Date	Qualitative	Date du match	Effet fixe de temps

Tableau A2: Effet de chaque entraîneur par rapport à la médiane

Entraîneur	Écart par rapport à la médiane
Jay Woodcroft	2.783833
Marc Crawford	2.175248
Dave Tippett	1.971689
Dean Evason	1.634204
André Tourigny	1.307713
Rick Tocchet	1.227302
Jared Bednar	1.018304
Doug Weight	1.000793
Rod Brind'Amour	0.924607
Bruce Boudreau	0.8507419
Todd Reirden	0.7503857
Don Granato	0.7021055
Andrew Brunette	0.6290303
Ken Hitchcock	0.6181349
Claude Julien	0.5644717
Lindy Ruff	0.5756723
Mike Sullivan	0.5250567
Peter Laviolette	0.4744901
Guy Boucher	0.4284455
Travis Green	0.3380878
Jeremy Colliton	0.2953668
Darryl Sutter	0.2865953
Alain Nasreddine	0.238545
D.J. Smith	0.2372108
Bob Murray	0.2534744
John Stevens	0.1583591
Randy Carlyle	0.1554815
Peter DeBoer	0.1453569
Lane Lambert	0.112345
Jon Cooper	0.0492572
John Hynes	0.0375509
Bill Peters	0.0801337
Todd McLellan	3.74e-16
Sheldon Keefe	-0.1037224

Entraîneur	Écart par rapport à la médiane
Derek Lalonde	-0.2016915
Barry Trotz	-0.2096438
Jeff Blashill	-0.2331215
Mike Babcock	-0.2690127
Martin St. Louis	-0.2763757
Gerard Gallant	-0.3103715
Jim Montgomery	-0.3206515
Dallas Eakin	-0.3887097
David Quinn	-0.3905738
Geoff Ward	-0.4766183
Joel Quenneville	-0.5149586
Paul Maurice	-0.5246573
Dave Lowry	-0.601538
Rick Bowness	-0.6188675
Phil Housley	-0.6429048
Bruce Cassidy	-0.6579229
Ralph Krueger	-0.7368811
Willie Desjardins	-0.7572072
Scott Gordon	-0.7574683
Dave Hakstol	-0.7823255
Dominic Ducharme	-0.9041861
Luke Richardson	-0.9927842
Glen Gulutzan	-1.063474
Derek King	-1.221258
Bob Boughner	-1.375121
Alain Vigneault	-1.42389
Brad Larsen	-1.492242
Ryan Huska	-1.963365
John Tortorella	-2.095162
Craig Berube	-2.162023
Mike Yeo	-2.39559