

Université de Montréal

Prédiction de la performance au hockey sur glace avec des évaluations de terrain

Par

Kevin Aizen

École de Kinésiologie et des sciences de l'activité physique, Faculté de Médecine

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de maîtrise
en science de l'activité physique

Décembre 2020

© Kevin Aizen, 2020

Université de Montréal

Unité académique : École de Kinésiologie et des Sciences de l'activité physique, Faculté de
médecine

Ce mémoire intitulé

Prédiction de la performance au hockey sur glace avec des évaluations de terrain

Présenté par

Kevin Aizen

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Philippe Dixon

Président-rapporteur

Mickaël Begon

Directeur de recherche

Tremblay Jonathan

Codirecteur

Nicolas Berryman

Membre du jury

Résumé

Au hockey sur glace, les évaluations physiques utilisées jusqu'à présent sont peu spécifiques à la tâche des joueurs et elles comprennent plusieurs limitations pour la prédiction de performance. La capacité d'accélération et de vitesse maximale en patinage sont grandement liées à la performance des joueurs et seulement certaines évaluations physiques hors glace ont montré des associations avec ces variables. Peu d'études ont considéré l'implication musculaire spécifique de la hanche qui est particulièrement sollicitée pendant le cycle de patinage. La science des données et l'utilisation d'outils d'apprentissage automatique ont connu un essor ces dernières années dans le milieu sportif. Elles ont montré de bonnes capacités prédictives et permettent de reconnaître des relations complexes et non linéaires entre les variables, pouvant surpasser les modèles statistiques standards et l'intuition humaine. Notre objectif principal est de prédire la performance en patinage chez les joueurs de hockey sur glace avec des évaluations physiques hors glace au moyen de modèles d'apprentissage automatique. Nous avons utilisé les données d'évaluations physiques de 72 athlètes effectuées lors des évaluations combinées de la Ligue de Hockey Junior Majeur du Québec. Nous avons utilisé l'accélération et la vitesse de patinage avant et arrière comme variables cibles. Les évaluations physiques standards effectuées lors de cette journée ainsi que la force isométrique maximale développée à l'articulation de la hanche pour ses six degrés-de-liberté ont été les variables d'entrées pour un modèle linéaire (LassoCV) et un modèle non linéaire (xgboost). Nos modèles d'apprentissage automatique montrent de bonnes prédictions pour les variables de vitesse avant en montrant une erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) inférieur à **2,96±2,15%**, tandis que les erreurs de prédiction pour les variables d'accélération et de vitesse arrière demeurent élevées (MAPE : > **4,46±4,15%**). Le saut en longueur et la force isométrique en flexion de la hanche ont montré le plus d'importance pour l'accélération sur 5 mètres (5F et 5B) et la vitesse sur 30 mètres en patinage dans les deux directions (30F et 30B). Suite à une validation des modèles, les entraîneurs pourraient donc utiliser les résultats obtenus aux évaluations physiques pour développer la performance en vitesse maximale avant des joueurs de hockey sur glace.

Mots-clés : évaluations physiques, performance, apprentissage automatique, prédiction, hockey sur glace, patinage

Abstract

In ice hockey, the physical assessments used to date are not very specific to the task of ice hockey players and may have several limitations for predicting performance. Acceleration ability and maximum speed are highly related to player performance and only some off-ice physical assessments showed associations with these variables. Few studies have considered involvement of specific hip muscles, which are particularly solicited during the skating cycle. The data science and the use of machine learning tools have grown in recent years in the sports community. It has shown to improve prediction and has the ability to recognize complex and non-linear relationships between variables, and thus, can outperform standard statistical models and human intuition. Our main objective is the prediction of skating performance of ice hockey players with physical assessments and the use of machine learning models. We used data from physical assessment of 72 athletes who attended at the combine of the Quebec Major Junior Hockey League. We used acceleration and speed in forward and backward direction as target variables. The standard physical assessment performed on that day and isometric hip joint strength developed on its six degrees of freedom were input variables for a linear (LassoCV) and a non-linear (xgboost) model. Our machine learning models show good prediction errors by showing a mean absolute percentage error (MAPE) of less than $2.96 \pm 2.15\%$ for the forward speed variables, while the prediction errors for acceleration and backward speed variables remain high (MAPE: $> 4.46 \pm 4.15\%$). The broad jump and the isometric strength developed in hip flexion showed the most importance for acceleration over 5 meters (5F and 5B) and sprint over 30 meters (30F and 30B) in both skating directions. After validation of the models, coaches could use the results of these physical assessments to develop maximum forward speed performance of ice hockey players.

Keywords: physical assessments, performance, machine learning, prediction, ice hockey, skating

Table des matières

Résumé	5
Abstract.....	7
Table des matières	9
Liste des tableaux	13
Liste des figures	15
Liste des abréviations	17
Remerciements.....	19
Introduction.....	21
1 Revue de littérature.....	27
1.1 Caractéristiques du hockey sur glace	27
1.1.1 Évolution des caractéristiques physiques et anthropométriques.....	28
1.1.2 Caractéristiques temporelles du hockey	30
1.1.2.1 Description temporelle d'une partie de hockey	30
1.1.2.2 Analyse des intensités rencontrées en jeu actif.....	33
1.1.2.3 Actions importantes lors du jeu et profil des joueurs	37
1.2 Paramètres physiologiques liés aux performances des joueurs de hockey	42
1.2.1 Paramètres physiologiques et performance des joueurs de hockey	42
1.2.2 Évaluations hors glace <i>versus</i> évaluations sur glace	48
1.2.2.1 Puissance des membres inférieurs.....	48
1.2.2.2 Vitesse.....	57
1.2.2.3 Force maximale	57
1.3 Analyse biomécanique du patinage.....	61
1.3.1 Cycle du patinage	61

1.3.1.1	Cycle du patinage avant.....	61
1.3.1.2	Différences cinématiques entre le patinage avant et le patinage arrière.....	63
1.3.2	Cinématique et activités musculaires du patinage avant	65
1.3.2.1	Implications cinématiques et musculaires en fonction de la vitesse de patinage 65	
1.3.2.2	Différences techniques entre les niveaux et le sexe des joueurs	70
1.3.3	Évaluation de la force en lien avec la fonction de la hanche	73
1.3.3.1	Force maximale dynamique	74
1.3.3.2	Force maximale isométrique	75
1.4	Utilisation de l'apprentissage automatique dans le sport	79
1.4.1	Construction de modèle d'apprentissage automatique	80
1.4.1.1	Dimensionnalité des données et méthodes de mitigation	82
1.4.1.2	Validation croisée et mesures de performance.....	84
1.4.1.3	Évaluation et interprétation des résultats	85
1.4.2	Prédiction de données sportives avec l'apprentissage automatique.....	88
1.4.3	L'apprentissage automatique et la performance en patinage	92
2	Étude expérimentale	99
2.1	Authors contributions.....	99
2.2	Abstract	100
2.3	Introduction	101
2.4	Methods.....	103
2.4.1	Experimental Approach to the Problem	103
2.4.2	Subjects.....	103
2.4.3	Procedures.....	104
2.4.4	Predictive modeling.....	107

2.4.5	Statistical Analysis	107
2.5	Results	108
2.5.1	Predictions results	110
2.5.2	Model interpretability	111
2.6	Discussion.....	114
2.6.1	Predictive models – prediction on output variables	114
2.6.2	Model Interpretability – Most important features	117
2.6.3	Limitations	118
2.7	Practical application	119
2.8	Acknowledgements	120
2.9	Reference	121
2.10	Additional results	125
3	Discussion générale	127
3.1	Interprétation des modèles - autres variables importantes	128
3.1.1	Accélération en patinage avant	128
3.1.2	Vitesse maximale en patinage avant	130
3.1.3	Patinage arrière.....	131
3.2	Algorithmes linéaires Vs non linéaires	133
3.3	Limites et perspectives	136
3.3.1	Lien de causalité.....	136
3.3.2	Variables prédictives	136
3.3.3	Familiarisation des tests.....	140
3.3.4	Le futur des tests hors glace et de l'apprentissage automatique	141
4	Conclusion.....	145
5	Références bibliographiques	147

Liste des tableaux

Tableau 1.1	Caractéristiques temporelles enregistrées par période pour chaque position lors d'une partie de hockey universitaire.....	32
Tableau 1.2	Caractéristiques temporelles des présences sur la glace par période de 10 joueurs élités jouant dans la LNH ou les meilleures ligues européennes durant une partie officielle internationale de hockey.	33
Tableau 1.3	Données descriptives du temps relatif passé à diverses caractéristiques de patinage.	35
Tableau 1.4	Données descriptives du nombre de fréquences de diverses caractéristiques de patinage.	35
Tableau 1.5	Fréquence, durée moyenne et pourcentage du temps actif total lors d'une partie de hockey officielle de niveau sénior international.	37
Tableau 1.6	Résultat des modèles sur l'association entre les résultats des tests hors glace et la ronde sélectionnée des joueurs en fonction des positions jouées.....	44
Tableau 1.7	Corrélation entre les évaluations de la condition physique avant la saison et les mesures de performance et de temps de glace chez les joueurs universitaires canadiens (n=21).	46
Tableau 1.8	Corrélation entre les changements de la composition corporelle au cours d'une saison et les mesures de performance et de temps de glace chez les joueurs universitaires canadiens (n=21).	46
Tableau 1.9	Différences dans les caractéristiques physiques et le différentiel de buts +/- entre les 6 meilleurs joueurs et les 6 moins bons joueurs classifiés subjectivement par leurs entraîneurs. .	47
Tableau 1.10	Corrélation entre le vertical et les tests de performance sur glace.	52
Tableau 1.11	Corrélation entre les tests de sauts horizontaux et le test de performance sur la glace.	54
Tableau 1.12	Corrélation entre le Wingate et les tests de performance sur glace.....	55
Tableau 1.13	Corrélation entre le sprint de terrain et les tests de performance sur glace.	59
Tableau 1.14	Fiabilité test-retest des forces normalisées des hanches avec l'utilisation du Groinbar.	78
Tableau 1.15	Valeur de référence par position jouée chez les joueurs de hockey de la ligue nationale de Suisse pour les forces en abduction et en adduction de la hanche.	78

Tableau 1.16	Exemple de résultats obtenus d'études utilisant les réseaux de neurones ou des modèles de régression simple pour la prédiction de données sportives.	89
Tableau 1.17	Résultats d'études illustrant les résultats de prédictions pour des modèles de régressions avec régularisation comparativement aux modèles de réseaux neuronaux.	91
Tableau 1.18	Variables d'entrées importantes aux prédictions de la régression logistique utilisée pour classifiés les meilleurs joueurs d'une équipe de hockey polonaise de division 1.	93
Tableau 1.19	Résultats des régressions linéaires utilisés pour la prédiction de vitesse de patinage chez les joueurs de hockey.	96
Tableau 2.1	Descriptive statistics of Off-Ice testing (n=72).	109
Tableau 2.2	Descriptive statistics for On-Ice testing (n=72).	109
Tableau 2.3	Roost mean square error (RMSE, seconds) on training and test sets for each model. 110	
Tableau 2.4	Mean absolute percentage error (MAPE, %) on training and test sets for each model. 111	
Tableau 2.5	LassoCV regression equations to predict on-ice performance.	114
Tableau 2.6	Explained variance (r^2) of LassoCV predictions between the training data set and the test data set for all outputs variables.	125

Liste des figures

Figure 1.1	Évolution des paramètres morphologiques des joueurs des Canadiens de Montréal entre les années 1917 et 2003.....	29
Figure 1.2	Analyse temporelle d'une partie de hockey sur glace.	31
Figure 1.3	Distance totale couverte dans les différentes catégories de mouvements par les attaquants (barres noires) et les défenseurs (barres blanches) lors d'une partie de hockey compétitive de la LNH.....	39
Figure 1.4	Modèle d'identification de talent des joueurs.	44
Figure 1.5	Phases de la foulée de patinage en vue frontale.	62
Figure 1.6	Séquence d'un cycle de patinage avant de la jambe droite vue dans le plan sagittal (A) et frontale (B).....	63
Figure 1.8	Direction du mouvement et de la force produite (F).	64
Figure 1.9	Niveau d'activité musculaire des membres inférieurs exprimé en pourcentage de la valeur maximale atteinte lors de la poussée durant le cycle de patinage avant.	67
Figure 1.10	Comparaison de la largeur et de la longueur des foulées entre le niveau des joueurs. 72	
Figure 1.11	L'effet des trois écarts potentiels dans l'acceptation de modèles d'aide à la décision (DSS ou « <i>decision support system</i> » en anglais).....	81
Figure 1.12	Étapes pour la construction de modèle prédictif robuste.....	82
Figure 1.13	Concept de sur-apprentissage et de sous-apprentissage des modèles sur un lot de données. 83	
Figure 1.14	Figure représentant une validation croisée à 10 itérations (ou « 10-fold cross validation » en anglais.	85
Figure 1.15	Exemple schématisé du compromis entre la variance et le biais ainsi que la parcimonie du modèle analysé.	87
Figure 1.16	« Goodness-of-fit » de la régression logistique utilisée pour classifier les joueurs à leur groupe respectif.	94
Figure 2.1	Testing positions for the hip strength assessment on the GroinBar.	106
Figure 2.2	Regression coefficient (β) for LassoCV by selecting the five most important for each target variable (5F, 5-30F, 30F, 5B, 5-30B, 30B).....	112

Figure 2.3 Shapely Additive Explanations (SHAP) for the five most important features in predicting on-ice target variables using the xgboost model. 112

Figure 2.4 Pearson correlation heatmap for all off-ice and on-ice results. 113

Figure 2.5 Boxplots of absolute (A) and relative (B) prediction errors on the testing data set (n=15). The absolute error being the root mean square error (RMSE) and the relative error being the mean absolute percentage error (MAPE). Prediction errors are presented for all target variables (5F, 5-30F, 5B, 5-30B and 30B) and algorithms used (mlr, LassoCV and xgboost)..... 125

Liste des abréviations

AUC :	Aire sous la courbe ROC
1RM :	1 répétition maximale
CMJ :	<i>countermovement jump</i>
DJ :	<i>drop jump</i>
EMG:	Électromyographie
ES :	<i>effect size</i>
IMC :	Indice de masse corporel
lasso :	<i>least absolute shrinkage and selection operator</i>
LassoCV :	<i>cross-validated least absolute shrinkage and selection operator</i>
LHJMQ :	Ligue de hockey junior majeur du Québec
LNH :	Ligue national de hockey
LNF :	Ligue national de football
MAE :	<i>mean absolute error</i>
MAPE :	<i>mean absolute percentage error</i>
mlr :	<i>multiple linear regression</i>
OLS :	<i>Ordinary least squares</i>
NCAA :	<i>National Collegiate Athletic Association</i>
r^2 :	Variance expliquée
ROC :	<i>receiver operating characteristic</i>
RMSE :	<i>root mean square error</i>
RPE :	<i>Rating of perceived exertion</i>
SE :	<i>Standard Error</i>
SHAP :	<i>SHapeley Additive exPlanation</i>
SLJ :	<i>Standing long jump</i>
SJ :	<i>Squat jump</i>
VO _{2pic} :	Consommation d'oxygène pic
VO _{2max} :	Consommation d'oxygène maximale
xgboost :	<i>eXtreme gradient boosting</i>

Remerciements

Je tiens à remercier mes directeurs de recherche, Mickaël Begon et Jonathan Tremblay pour leur encadrement tout au long de mon cheminement à la maîtrise. Je tiens aussi à vous remercier de m'avoir donné l'opportunité de faire une maîtrise sur un sujet pour lequel je suis passionné. Vous m'avez aussi grandement aidé à développer mon sens de l'autonomie et vous m'avez poussé hors de ma zone de confort. Merci de m'avoir aidé à me motiver tout au long de ce long processus.

J'aimerais aussi remercier Pierre Allard de m'avoir permis de faire un stage durant mon baccalauréat. Cette expérience professionnelle a été précurseur à ma maîtrise. Je n'aurais pas fait de maîtrise en recherche sur ce sujet précis sans avoir fait ce stage. Je suis aussi très reconnaissant de l'aide, de l'écoute et des idées que tu m'as fournies durant ces deux années de maîtrise.

Je tiens particulièrement à remercier ma conjointe Émilie Bertrand qui m'a épaulé, dans les hauts comme dans les bas, durant ces deux années. Tu m'écoutais parler sur un sujet qui n'était pas familier pour toi. Tu m'as beaucoup aidé dans la rédaction de mes documents. Je suis très reconnaissant de ce que tu as fait. Merci, je t'aime beaucoup.

Mes parents ne sont certainement pas à oublier. Merci de m'avoir aidé à poursuivre mes études et d'être resté patient dans mon cheminement scolaire, même après certaines embuches. Je peux maintenant dire que j'ai « terminé » l'école, même si l'apprentissage et l'éducation demeurent perpétuels. J'ai trouvé ma voie et je compte y rester.

Introduction

Dans les sports collectifs, le succès d'une équipe repose sur les contributions individuelles de chacun des joueurs et leurs interactions lors du jeu. Le modèle de performance des athlètes établi par Smith (2003) montre que plusieurs facteurs, notamment la génétique, la santé, le mode de vie, les paramètres physiologiques, biomécaniques et psychologiques ainsi que les facteurs environnementaux influencent la performance d'un athlète individuellement. En optimisant l'intégration de ces facteurs, les athlètes auront plus de succès dans leur sport. Dans le sport d'équipe, il est complexe d'évaluer cette performance individuelle car le résultat final est attribué à l'équipe. Il faut alors prendre en compte les facteurs de performance individuelle et les considérer par rapport à l'équipe. Quels sont ces facteurs de performance les plus importants et, de ces facteurs, quels sont ceux pouvant être modifiés et améliorés lors des entraînements ? Pour un préparateur physique, ce défi doit être pris en considération puisqu'il devra développer les capacités et habiletés physiques pour chaque athlète individuellement et spécifiques à son sport. Une analyse exhaustive est donc indispensable pour reconnaître les qualités clés qui seraient directement reliées aux succès individuels et qui auraient ensuite un impact déterminant aux succès collectifs d'une équipe sportive.

Ces dernières années, l'accessibilité des données informatiques a permis l'intégration d'outils dits « intelligents » permettant d'accomplir des tâches complexes avec beaucoup plus de facilité. Ainsi, l'introduction de l'intelligence artificielle, définie comme « *l'ensemble des théories et des techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence* » (Larousse, s. d.), a fait naître une nouvelle profession : celle des scientifiques des données. Les scientifiques de données ont de plus en plus d'importance au sein des organisations sportives. Ils apportent un regard objectif et différent sur la conceptualisation de la performance sportive qui, jusqu'à présent, est hautement subjective et le plus souvent basée sur l'expérience sportive passée des décideurs (Schelling et Robertson, 2020). Ainsi, les outils d'analyse se développent, deviennent plus faciles à utiliser et surpassent à présent l'intuition humaine limitée par le

nombre d'informations pouvant être traitées. Une récente revue de Claudino et al. (2019) a montré différents axes de recherche dans le milieu du sport d'équipe. Des études investiguées, 74% étaient sur la performance sportive et, de ces 74%, l'analyse technique et tactique des équipes était le sujet le plus étudié. Seulement 5% des études du domaine des performances étaient liés à l'analyse des aspects physiques. L'intérêt porté vers les outils d'analyse en intelligence artificielle pour la performance sportive prend de l'ampleur, mais l'intelligence artificielle semble toutefois encore peu exploitée au hockey sur glace, constituant seulement 5% (n=3) des études recensées dans la revue de Claudino et al. (2019).

L'analyse des données au hockey sur glace est utilisée pour la prédiction du succès des équipes. Par exemple, Schulte et al. (2017) ont développé un modèle permettant de valoriser chaque action des joueurs effectuée lors du jeu et d'obtenir les chances de marquer un prochain but. Cette étude permettait de connaître les chances de gagner d'une équipe par rapport aux tactiques et stratégies utilisées en direct lors d'une partie. Dans une autre étude, Chan et al. (2012) ont catégorisé les joueurs selon leurs différents styles de jeu afin de reconnaître l'impact de chaque style de joueur sur la performance des équipes et de quantifier la valeur de leur contribution par rapport à leur salaire et leur temps de jeu. Leur analyse a montré que les joueurs contribuant le plus aux performances des équipes étaient les gardiens de but, ensuite les attaquants et finalement les défenseurs. Lorsqu'on considère le salaire des joueurs et le temps de jeu, les types de joueurs précédemment considérés comme étant moins attirants pour les équipes (p. ex., « attaquants-défensifs » ou joueurs de lignes secondes) deviennent de bons investissements pour les équipes en raison de leur salaire modeste et leur rendement sur la glace comparable aux « attaquants-offensifs » ou aux joueurs de première ligne. Finalement, Gu et al. (2019) ont, quant à eux, utilisé certaines données des joueurs (p.ex., nombre de parties jouées, nombre de points, nombre de buts, nombre de passes, leur différentiel plus/moins, pour un total de 18 variables) et de l'équipe (p.ex., nombre de buts pour, nombre de buts contre, pourcentage d'arrêt, pour un total de 26 variables) pour prédire le résultat des parties de la Ligue nationale de hockey (LNH). Ils ont été en mesure d'obtenir une précision de 94,05% sur la prédiction de résultats de parties (victoire ou défaite) en utilisant un ensemble de modèles. Ces

applications sont intéressantes pour les scientifiques des données sportives. Or, peu de ces applications ont été faites pour comprendre les variables influençant la performance individuelle d'un joueur (seulement son type de jeu) et, pour un préparateur physique, cette direction de recherche serait particulièrement importante.

Le hockey sur glace est un sport complexe étant donné sa composante de performance multifactorielle. Il est très difficile de comprendre les contributions de chacun des indicateurs de performance et de connaître quelles sont les caractéristiques primordiales pour un joueur individuellement. C'est pour cela que la phase de repêchage des équipes est une tâche ardue pour les entraîneurs et les recruteurs. Dans la LNH, le repêchage d'entrée représente une journée où toutes les équipes du circuit doivent choisir de jeunes espoirs issus des niveaux mineurs à travers le monde entier. À tour de rôle, les équipes choisissent le meilleur joueur disponible selon un ordre précis et préétabli. Depuis 2010, cet ordre comprend environ 7 rondes et 210 choix de joueurs (HockeyDB, s. d.). Ainsi, le succès de l'équipe les années subséquentes est lié, entre autres, au choix de bons espoirs (Farah et Baker, 2021). Il faut donc élaborer des analyses robustes qui permettront de mieux comprendre la complexité de la performance individuelle en sports collectifs.

Dans la LNH, Tingling et al. (2011) ont montré que les joueurs recrutés dans les premières rondes ont plus de chances de jouer dans la ligue les années suivantes. Plus précisément, en se basant sur les joueurs ayant participé au repêchage de la LNH entre les années 1978 et 2008, Tingling et al. (2011) avaient calculé que 64.1% des joueurs obtenant une pension complète dans la LNH (160 parties jouées) étaient repêchés en 1^{re} ronde contre 28.6% pour les joueurs repêchés en 2^e ronde. Le pourcentage des chances de jouer ce nombre de parties dans la LNH pour les rondes subséquentes (à partir du 100^e choix sur 210) n'était pas significativement différent, indiquant que chaque équipe aurait autant de chances de recruter un joueur s'avérant « performant » dans ces rondes de sélection éloignées. Une étude plus récente de Farah et Baker (2021) est aussi arrivée aux mêmes conclusions. Ces auteurs ont regardé plus spécifiquement le lien entre les rondes de repêchage et les contributions offensives (p.ex., nombre de points, qualité des chances de marquer pour l'équipe lorsque le joueur est sur la glace par rapport à lorsqu'il est hors de la glace, sur un

total de quatre mesures pour ce facteur) et défensives (p.ex., qualité des chances de marquer contre l'équipe lorsque le joueur est sur la glace par rapport à lorsqu'il est hors de la glace, nombre de buts contre l'équipe lorsque le joueur est sur la glace par rapport à lorsqu'il est hors de la glace, sur un total de quatre mesures pour ce facteur) des joueurs durant les cinq années suivant leur repêchage. Seulement les joueurs recrutés en première ronde montraient de fortes associations positives avec leurs statistiques offensives et défensives et seuls les attaquants recrutés en deuxième ronde montraient des associations positives avec ces paramètres de performance. Après la troisième ronde de repêchage, aucune association significative n'avait été observée entre les rondes. Au cours des années, il a été montré qu'il n'était pas impossible pour des joueurs repêchés tardivement de devenir de très bons joueurs pour une équipe. Par exemple, Henrik Zetterberg (210^e choix, 7^e ronde), Pavel Datsyuk (171^e choix, 6^e ronde) et Daniel Alfredsson (147^e choix, 6^e ronde) ont tous connu des carrières remarquables en cumulant à eux plus de 3035 points et jouant plus de 3281 parties dans la LNH. Il semble donc difficile de prédire le talent des joueurs dépassés les rondes de repêchage plus tardives (environ troisième et plus). Après ce stade, l'identification des joueurs de calibre LNH devient imprécise puisque le potentiel perçu du groupe de joueurs dans ces rondes de sélection semble devenir homogène (Farah et Baker, 2021). L'un des moyens pour les différencier serait possiblement par l'analyse de la condition physique des joueurs qui a cependant montré certaines limitations au cours des dernières années.

L'évaluation combinée de la LNH, intégrée par le Service Central du Recrutement en 1993, permettrait de seulement quantifier la condition physique des 120 meilleurs espoirs via des évaluations qui se font uniquement hors glace tout juste avant le repêchage. Puisque ces espoirs sont principalement d'âge mineur et que tous n'ont pas atteint leur maturité physique, une sous-estimation du talent de certains joueurs pourrait se produire (Swartz, 2017). Ainsi, reconnaître le potentiel physiologique de ces jeunes recrues serait un atout considérable pour tous les recruteurs d'équipe puisque leur choix serait d'autant plus éclairé. **Pour ce mémoire, notre objectif premier sera donc de prédire la performance de patinage sur glace des joueurs de hockey à partir d'évaluations issues de tests de la condition physique au moyen d'outils de prédiction linéaires et non linéaires.**

Proposer de future piste d'intervention en préparation physique pour les joueurs sera notre objectif secondaire.

Ce mémoire est organisé de la façon suivante. Il débute (Chapitre 1) par une revue de la littérature qui aura pour but de mettre en évidence les facteurs importants à la performance des joueurs de hockey et de se familiariser avec de nouvelles méthodes d'analyse de données sportives. Il s'agit précisément de déterminer les variables à prédire, les tests le plus pertinents à utiliser pour ces variables et les algorithmes les plus appropriés pour ce type de problème. Au chapitre 2, nous présenterons les résultats de recherche de notre article sur la prédiction de l'accélération et de la vitesse maximale en patinage sur glace à l'aide de résultats de tests physiques. Nous poursuivrons par une discussion (Chapitre 3) qui portera sur les enjeux rattachés aux résultats de notre étude, l'interprétation des paramètres physiques déterminants pour la performance en patinage et les avenues de l'utilisation des outils intelligents dans le milieu du hockey sur glace. Finalement, le chapitre 4 mènera à la conclusion du mémoire.

1 Revue de littérature

Dans cette revue de littérature, je chercherai à reconnaître l'évolution des caractéristiques du hockey sur glace et cibler les actions importantes lors des parties (section 1.1). Ensuite, je tenterai d'élucider quels sont les paramètres hors glace les mieux associés aux performances et actions importantes chez les joueurs de hockey (section 1.2). Je discuterai de la biomécanique de patinage afin de proposer une nouvelle méthode d'évaluation de la force maximale des membres inférieurs (section 1.3). Je terminerai la revue de littérature en discutant de méthodes statistiques avancées montrant des prédictions de paramètres sportifs plus précis que les méthodes traditionnelles (section 1.4). Avec les résultats trouvés, un ensemble de tests de terrain sera proposé pour prédire des variables de performance sur la glace avec l'utilisation de nouvelles méthodes statistiques.

1.1 Caractéristiques du hockey sur glace

Une saison dans la Ligue nationale de hockey (LNH) comprend un calendrier de compétition très chargé (~1 partie par 2.25 jours sur 185 jours). La saison commence normalement à la mi-septembre et se termine à la fin avril. Il faut considérer la période de présaison d'environ 1 mois et les séries éliminatoires (maximum de 28 parties supplémentaires sur 60 jours). Il est difficile pour un joueur de hockey d'améliorer ou de maintenir sa condition physique au cours de la saison compétitive puisque le temps consacré à la préparation physique est moindre et les demandes physiologiques rencontrées sur la glace sont insuffisantes (Cox et al., 1995). Il reste alors environ deux mois à la période hors compétition pour développer les qualités physiques des joueurs de hockey, ce qui constitue l'un des grands défis des préparateurs physiques. Ils doivent minimiser la baisse de performance physique durant la saison et maximiser les gains physiques pendant la période hors saison. L'optimisation du travail hors glace est primordiale. Il nécessite une bonne connaissance de chacune des composantes physiques impliquées lors des joutes. Des méthodes d'évaluation valides et fidèles sont aussi importantes pour comprendre l'impact des changements physiques observés sur la performance des joueurs. Notre objectif pour cette section sera de présenter l'évolution des caractéristiques morphologiques des joueurs

(section 1.1.1) et des caractéristiques de jeu (section 1.1.2) afin de cibler l'implication physiologique et morphologique sur les actions importantes rencontrées lors de parties de hockey.

1.1.1 Évolution des caractéristiques physiques et anthropométriques

Entre les années 1917 et 2005, le hockey sur glace a été marqué par plusieurs changements physiques et anthropométriques des joueurs (Cox et al., 1995; Montgomery, 2006; Quinney et al., 2008). Les joueurs professionnels sont plus lourds, grands, endurants, puissants et forts. Prenons l'exemple de l'étude de Montgomery (2006) qui a étudié l'évolution morphologique des joueurs des Canadiens de Montréal entre 1917 et 2003 (plus de 2291 joueurs analysés). L'auteur a observé une augmentation de la masse corporelle de plus de 17 kg, de la taille de 10 cm et de l'indice de la masse corporelle (IMC) de $2,3 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$ (Figure 1.1). Il n'avait aussi observé aucun changement dans le pourcentage de gras, ce qui se caractérisait par une augmentation de la masse maigre et pouvait expliquer en partie l'augmentation de 21 kg de la force maximale au développé couché. De faibles changements non significatifs avaient été observés pour la consommation maximale d'oxygène relative ($\text{VO}_{2\text{pic}} \text{ ml}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{min}^{-1}$) (passant de 54,6 à 59,2 $\text{mLkg}^{-1}\cdot\text{min}^{-1}$) et concordent avec les résultats obtenus par Quinney et al. (2008) qui avaient aussi étudié des joueurs professionnels de la LNH (703 joueurs analysés). Une évolution plus marquée des capacités anaérobies (p. ex., force de préhension, puissance anaérobie sur 5 secondes au Wingate et endurance au test de redressement assis) comparativement à la $\text{VO}_{2\text{pic}}$ (mesuré sur ergocycle) avait été rapportée par Quinney et al. (2008). Ces changements seraient dus à une rapidité de jeu accrue et à l'intérêt porté à l'élaboration de programme d'entraînement d'autant plus spécifique aux demandes évolutives du hockey sur glace (Cox et al., 1995; Montgomery, 2006; Quinney et al., 2008). Un recrutement de joueurs de plus gros gabarit a aussi été observé (Montgomery, 2006). Ces changements pourraient avoir comme conséquences de rediriger l'intérêt des recruteurs sur la morphologie et les capacités anaérobies des joueurs.

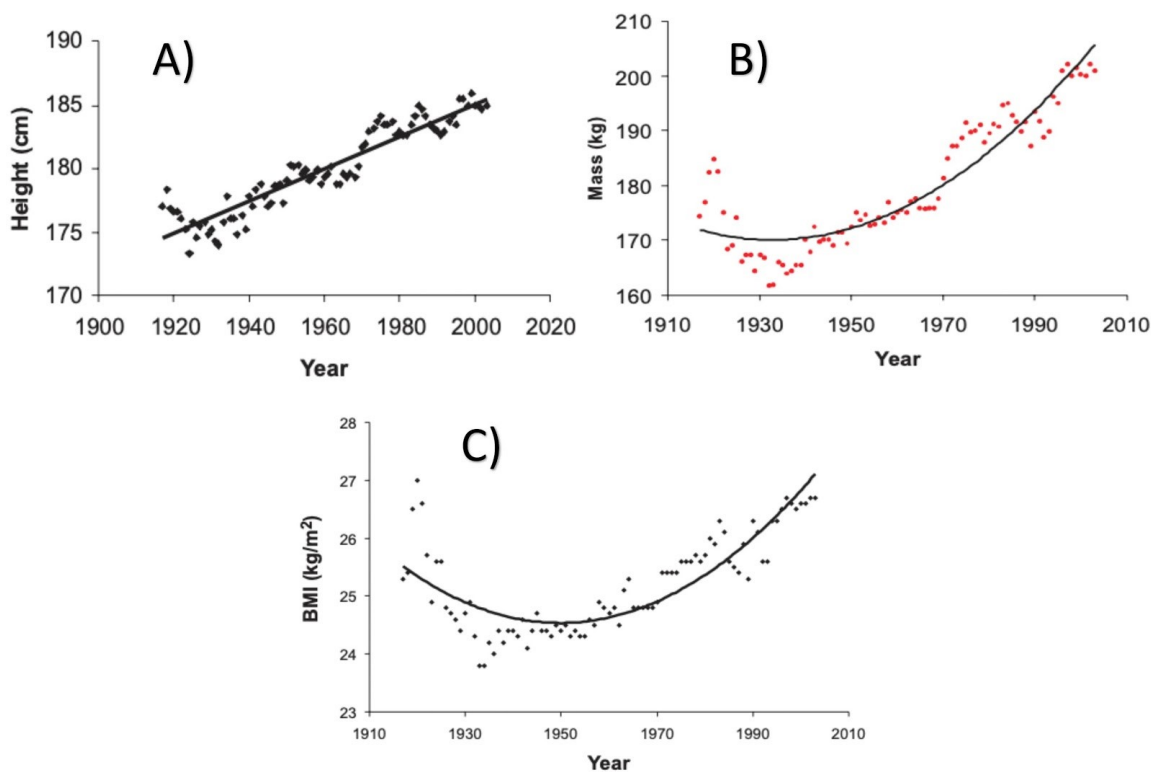


Figure 1.1 Évolution des paramètres morphologiques des joueurs des Canadiens de Montréal entre les années 1917 et 2003. (A) Évolution de la taille moyenne (cm), (B) de la masse corporelle (lb) et (C) de l'indice de masse corporelle ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$). D'après Montgomery (2006)¹.

Au niveau collégial américain, Triplett et al. (2018) ont étudié l'évolution des caractéristiques physiques et morphologiques de 279 joueurs sur une période de 36 ans (entre 1980 et 2016). Ils ont relevé une petite augmentation du poids et de la grandeur des joueurs. L'augmentation de temps consacré à la préparation physique n'avait toutefois pas apporté d'effets (ou peu d'effets) sur les capacités aérobies et la composition corporelle. Le recrutement de joueurs de plus gros gabarit expliquait plutôt les changements morphologiques observés et rapportés par Montgomery (2006). Il faut souligner que seulement les caractéristiques anthropométriques et la capacité aérobie avaient été étudiées. D'autres capacités physiques non investiguées par Triplett et al. (2018) (p. ex., force

¹ Cet article a été publié dans *Applied physiology, nutrition, and metabolism*, vol 31, Montgomery DL, p.181-185, © Canadian Science Publishing (2020). Avec permission de redistribution.

maximale, endurance musculaire et puissance anaérobie) auraient possiblement pu s'améliorer pour cette population de jeunes joueurs comme l'avaient montré Quinney et al. (2008) chez les joueurs professionnels. La capacité cardiorespiratoire ne semble pas être une composante ayant grandement changé au cours des années, et ce, tant au niveau collégial que professionnel. Ces études montrent que le gabarit des joueurs est un facteur déterminant dans le recrutement et serait intimement lié aux autres attributs physiques comme la force et la puissance. La préparation physique s'est popularisée au hockey au cours des dernières années et pourrait en partie expliquer ces changements, mais est-ce que ceux-ci pourraient aussi être dus à des changements dans les caractéristiques de jeu ? Nous allons donc explorer la description temporelle des parties.

1.1.2 Caractéristiques temporelles du hockey

L'analyse temporelle du sport permet de quantifier chaque mouvement et de mesurer le temps consacré à chacun d'eux au cours d'une partie (Cánovas López et al., 2014). Ceci procure des informations comme la vitesse, la durée, la distance couverte, le ratio récupération-travail, etc. Ce type d'analyse permet également de comprendre les systèmes énergétiques impliqués et quelles sont les actions importantes.

1.1.2.1 Description temporelle d'une partie de hockey

Le temps de jeu des joueurs varie selon la position jouée, le contexte de jeu (p. ex., avantage numérique ou désavantage numérique), l'importance ou le rôle de chaque joueur dans l'équipe. Le jeu est caractérisé par plusieurs présences de courte durée effectuées à des niveaux d'efforts très intenses et intermittents entrecoupés par des repos passifs assis sur le banc. Une présence sur la glace serait aussi subdivisée en période de jeu actif (~40 secondes) et de hors-jeu (~27 secondes) (Léger, 1980) (Figure 1.2). Green et al. (1976) ont rapporté qu'en moyenne les joueurs universitaires jouaient entre 20,7 et 28,0 minutes par partie réparties sur 14 à 21 présences d'approximativement 85,4 secondes et espacées de repos allant 3 à 5 minutes (Tableau 1.1). Montgomery (1988) a indiqué les années suivantes que les joueurs de niveau junior et professionnel jouaient entre 15 et 21 minutes, obtenaient un nombre similaire de présences par partie, mais que leur durée était réduite (entre 70 à 80 s) pour un même temps de repos. Plus récemment, Benjamin J. Peterson et al. (2015) ont analysé les données de la LNH de 2009 à 2011 et ont trouvé que

les attaquants avaient en moyenne $6,8 \pm 1,1$ présences de $45,5 \pm 3,9$ secondes actives (c.-à-d., lorsque la rondelle est en jeu) par période et un intervalle de repos passif de $73,4 \pm 16,6$ secondes par rapport au temps de jeu. Cette analyse n'a cependant été faite que pour les attaquants et a exclu le temps passé en avantage numérique. Elle pourrait sous-estimer le repos passif. La différence entre les positions des joueurs sera décrite dans la sous-section 1.1.2.3. Ces derniers résultats ont bien corroboré avec ceux de Brocherie et al. (2018) qui ont mesuré que les joueurs élites jouant dans les meilleurs divisions (LNH ou les meilleures ligues européennes) jouaient en moyenne $16,1 \pm 3,6$ minutes par partie et que chaque présence comportait $44,01 \pm 5,71$ secondes de jeu actif (Tableau 1.2). De nos jours, le joueur moyen passe moins de temps sur la patinoire et plus de temps en repos (passant de $3,8 \pm 0,3$ minute à $4,5 \pm 1,6$ minute), ce qui a pour effet d'augmenter le ratio récupération/effort (Brocherie et al., 2018; Green et al., 1976). L'augmentation des unités de joueurs (c.-à-d., plus d'attaquants et de défenseurs par équipe) au « hockey moderne » expliquerait ces changements, impliquerait une production d'efforts beaucoup plus intenses et doublerait le nombre de temps forts par présence (« burst ») (Brocherie et al., 2018). Ceci expliquerait ainsi l'augmentation de la vitesse de jeu observée et l'importance apportée à la capacité de patiner à des vitesses élevées chez les joueurs.

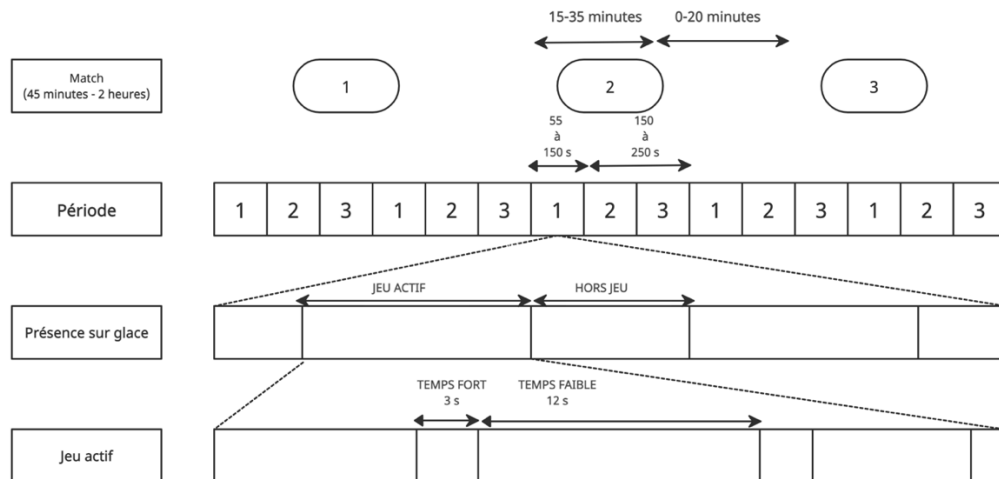


Figure 1.2 Analyse temporelle d'une partie de hockey sur glace. Adapté de Léger (1980)²

² Ce chapitre de livre a été publié dans *Physiologie appliquée de l'activité physique*, vol 1, Nadeau M; Perronet F, p.115-125, © TC Media (2020). Avec permission d'adaptation.

Tableau 1.1 Caractéristiques temporelles enregistrées par période pour chaque position lors d'une partie de hockey universitaire. D'après Green et al. (1976)³.

Period	Position*	N	Actual Playing Time, s	No. of Shifts	Playing Time/Shift, s	Play Stoppages/Shift	Playing Time Between Stoppage, s	Time for Play Stoppage, s	Recovery Time Between Shifts, s	Velocity/Shift, m/min	Heart Rate/Shift, beats/min
1	C	2	385	4.5	88.3	2.2	43.7	25.4	234	273	
			±70†	±0.5	±25.5	±0.4	±18.2	±1.6	±20	±11	
	W	5	387	5.5	69.8	2.1	33.0	19.7	245	248	
			±49	±0.3	±6.3	±0.1	±2.6	±1.6	±27	±11	
1	D	3	583	6.7	87.3	2.3	38.7	30.0	190	160	
			±50	±0.3	±4.4	±0.3	±3.9	±3.6	±27	±3	
	\bar{x}	10	445	5.8	78.7	2.2	37.6	24.6	220	229	174
			±39‡	±0.3	±5.6	±0.1	±3.5	±1.8	±16	±16	±6.3§
2	C	2	403	5.0	82.4	2.3	42.8	25.7	282	300	
			±36	±1.0	±9.5	±0.8	±18.5	±8.2	±67	±1	
	W	5	463	5.3	88.2	2.3	39.7	26.0	258	255	
			±47	±0.5	±4.6	±0.1	±4.3	±1.8	±35	±16	
2	D	3	568	7.3	77.9	1.9	41.0	28.5	135	146	
			±20	±0.3	±5.0	±0.1	±2.3	±6.4	±11	±14	
	\bar{x}	10	481	5.8	84.0	2.3	39.0	26.7	227	234	171
			±29	±0.4	±3.1	±0.2	±3.8	±2.2	±27	±31	±7.4
3	C	2	460	5.0	92.0	2.3	41.1	25.9	359	253	
			±32	±0.0	±6.5	±0.3	±8.2	±1.1	±14	±3	
	W	5	550	5.3	106.0	2.1	50.4	31.9	239	227	
			±42	±0.4	±7.9	±0.1	±3.2	±3.6	±67	±17	
3	D	3	531	6.7	78.9	2.6	33.4	27.7	151	173	
			±86	±0.9	±4.2	±0.5	±8.7	±4.2	±30	±9	
	\bar{x}	10	534	5.8	93.4	2.3	42.6	30.0	228	217	174
			±33	±0.4	±5.2	±0.2	±3.7	±2.0	±13	±13	±2.4
Combined	C	2	1247	14.5	87.6	2.3	42.5	25.7	291	276	
			±93	±2.1	±19.4	±0.7	±21.7	±6.5	±24	±17	
	W	5	1403	16.0	88.1	2.2	41.0	25.8	248	243	
			±283	±2.2	±10.6	±0.2	±4.4	±3.0	±93	±29	
Combined	D	3	1682	20.7	81.4	2.3	37.5	28.7	159	160	
			±261	±2.3	±5.2	±0.4	±4.4	±7.7	±39	±7	
	\bar{x}	10	1471	17.4	85.4	2.3	39.7	27.1	225	227	173
			±84	±1.0	±3.1	±1.0	±2.6	±1.4	±25	±16	±5.4

*C = center; W = wing; D = defense. *Values are $\bar{x} \pm SE$. †Values represent weighted mean. ‡Values based on data obtained for six games.

³ Cet article a été publié dans *Journal of applied physiology*, vol 40, Green, H; Bishop, P; Houston, M; McKillop, R; Norman, R; Stohart, P, p.159-163, © The American Physiology Society (2020). Avec permission de redistribution.

Tableau 1.2 Caractéristiques temporelles des présences sur la glace par période de 10 joueurs élités jouant dans la LNH ou les meilleures ligues européennes durant une partie officielle internationale de hockey. D’après de Brocherie et al. (2018)⁴.

Period	Effective playing time (min)	Number of shifts	Effective playing time per shift (s)	Stoppage time (s)	Bench time (min)
1	5.7±0.8	7.4±1.0	46.81±4.76	39.24±4.07	3.7±0.5
2	5.0±1.1	7.2±1.8	41.76±5.06	42.41±3.00	4.4±1.5
3	5.4±1.8	7.7±2.4	43.47±6.71	43.48±4.21	5.5±2.0*
Mean	5.4±1.2	7.4±1.8	44.01±5.71	41.71±4.07	4.5±1.6
Total	16.1±3.6	22.3±4.9	132.04±10.45	125.13±22.64	13.5±3.8

Mean ± SD. * (P<0.05), significantly different from period 1.

1.1.2.2 Analyse des intensités rencontrées en jeu actif

Les analyses de présences sur la glace ont montré qu’un joueur de hockey passe environ 50% de son jeu actif à réaliser des actions de haute intensité (p. ex., sprint, accélération, changements de direction rapides, contacts physiques) (Dillman et al., 1984; Léger, 1980; Benjamin J. Peterson et al., 2015). La période de jeu actif est décomposée en 5 à 7 cycles de temps forts (~3 secondes) et de temps faibles (~12 secondes) (Figure 1.1), et les actions produites dans les temps forts seraient les plus déterminantes aux performances sur la glace (Léger, 1980). Elles sont assurées par les ressources énergétiques anaérobies qui contribuent pour approximativement 55% à 69% du total de l’énergie produite par un joueur au cours d’une présence (Léger, 1980; Montgomery, 1988). Il faut cependant catégoriser ces actions faites à de hautes intensités pour illustrer lesquelles sont plus courantes que d’autres. Nous pourrions ainsi cibler quelles actions sont à prioriser lors des entraînements.

À partir du temps total en jeu (c.-à-d., excluant les arrêts de jeu), Bracko et al. (1998) ont noté que les joueurs passaient 40,4% de leur temps en glissement sur deux pieds, 16,8% à vitesse constante, 10,8% en patinage à intensité moyenne, 9,8% en bataille pour la possession de la rondelle, 8,3% en patinage à basse intensité, 5% en patinage à haute intensité et 4,9% en patinage arrière (Tableau 1.3). Leur analyse se basait sur des vidéos de diverses actions effectuées par 12 attaquants de la LNH sur un total de 132 minutes de jeu. Les batailles pour la possession de la rondelle et le patinage représentent des actions à

⁴ Cet article a été publié dans *Biology of sport/Institute of Sport*, vol 35, Brocherie, Franck; Girard, Olivier; Millet, Gregoire P, p.261-267, Avec permission de redistribution selon la licence CC BY-NC 3.0.

haute intensité et correspondent à 15% du temps total en jeu actif, ce qui va à l'encontre du 50% rapporté dans d'autres études (Dillman et al., 1984; Léger, 1980; Benjamin J. Peterson et al., 2015). Les arrêts brusques et les départs rapides représentaient 10,6% du total des actions spécifiques (Tableau 1.4), et ces actions peuvent aussi être catégorisées d'efforts à haute intensité. Une catégorisation exhaustive des intensités serait à établir (p. ex., vitesse ou accélération en patinage avant ou arrière, type de changements de direction, actions précises caractérisées de haute intensité, etc.). Plus récemment, Brocherie et al. (2018) ont quantifié par analyse vidéo les actions de basse et de haute intensité des joueurs lors d'une partie de niveau sénior international. À partir du temps de jeu actif, ils ont trouvé que les joueurs passaient $17,6 \pm 6,0\%$ du temps à l'exécution de patinage à haute intensité (Tableau 1.5). Ils ont aussi estimé que les joueurs passaient $11,7 \pm 6,0\%$ en patinage rapide ($\sim 22 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$), $4,9 \pm 3,3\%$ en sprint maximal avant ($\sim 30 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$) et $3,4 \pm 2,4\%$ en patin arrière ou sprint arrière ($\sim 18 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$). On pourrait donc conclure qu'un très faible pourcentage du temps est passé à produire des efforts supra-maximaux bien que ce soit les actions les plus déterminantes aux performances des joueurs (section 1.1.2.3). De plus, ce faible pourcentage reste supérieur à celui rapporté dans d'autres sports d'équipe (p. ex., soccer, rugby et le hockey sur gazon) (Brocherie et al., 2018). Cependant, ces analyses ont été faites par rapport au temps de jeu, et il serait intéressant de voir à quoi cela correspond par rapport aux distances totales parcourues.

Tableau 1.3 Données descriptives du temps relatif passé à diverses caractéristiques de patinage. D'après Bracko et al. (1998)⁵.

TABLE 1 Descriptive data: timed skating characteristics

Skating characteristic	% of total time			Mean time (s)			Standard deviation			% of time w/out puck			% of time w/puck		
	All	HPS	LPS	All	HPS	LPS	All	HPS	LPS	All	HPS	LPS	All	HPS	LPS
1. Two foot glide	39.0	41.3	34.9	2.3	2.5	2.0	1.7	1.9	1.3	40.9	44.0	36.0	30.0	32.0	24.1
2. Two foot glide w/puck	1.4	1.8	0.6	0.9	1.0	0.8	0.4	0.5	0.1						
3. Cruise	16.2	16.2	16.2	1.6	1.6	1.7	1.2	1.2	1.1	16.9	17.1	16.7			
4. Cruise w/puck	0.6	0.7	0.4	1.1	1.2	0.9	0.3	0.2	0.2				12.7	12.1	14.4
5. Low intensity skating	7.8	7.1	9.2	2.1	2.0	2.2	0.9	1.0	0.9	8.3	7.5	9.5			
6. Low intensity skating w/puck	0.5	0.6	0.2	1.6	1.7	1.2	1.4	1.6	0.0				10.5	11.4	6.7
7. Medium intensity skating	10.0	9.0	11.5	2.1	2.2	2.0	1.0	1.1	0.9	10.5	9.5	11.9			
8. Medium intensity skating w/puck	0.8	0.9	0.6	2.0	2.0	2.1	0.4	0.3	0.6				16.5	16.0	19.4
9. High intensity skating	4.6	4.2	5.5	2.6	2.7	2.5	0.8	0.9	0.8	4.9	4.4	5.7			
10. High intensity skating w/puck	0.4	0.4	0.4	2.0	2.0	2.1	0.3	0.2	0.3				8.5	6.5	14.0
11. Two foot stationary	3.0	3.2	2.7	1.6	1.6	1.5	0.8	0.9	0.6	3.2	3.4	2.7			
12. Two foot stationary w/puck	0.4	0.6	0.3	0.9	0.9	0.8	0.1	0.2	0.0				9.8	10.0	9.0
13. Struggle for puck or position	9.8	9.2	10.8	2.1	2.2	2.0	1.4	1.5	1.2	10.2	9.7	11.1			
14. Struggle w/puck	0.6	0.7	0.3	2.0	2.2	1.5	0.8	1.0	0.6				12.0	12.0	12.4
15. Backward skating	4.9	4.1	6.4	1.8	1.9	1.6	0.9	1.1	0.9	5.1	4.4	6.4			
Total	100	100	100							100	100	100	100	100	100

All = All players; HPS = High point scorers; LPS = Low point scorers.

Tableau 1.4 Données descriptives du nombre de fréquences de diverses caractéristiques de patinage. D'après Bracko et al. (1998)⁵.

Skating characteristic	% of total occurrences			% of occurrences w/out puck			% of occurrences w/puck			Occurrences/min w/out puck		Occurrences/min w/puck	
	All	HPS	LPS	All	HPS	LPS	All	HPS	LPS	HPS	LPS	HPS	LPS
1. Gliding R-turn	16.4	16.9	15.6	17.1	17.8	15.8				3.14	3.48		
2. Gliding R-turn w/puck	0.40	0.40	0.30				10.0	8.5	17.5			0.080	0.07
3. Gliding L-turn	17.8	18.9	16.0	18.5	19.9	16.3				3.51	3.59		
4. Gliding L-turn w/puck	1.0	1.5	0.30				27.3	29.5	17.5			0.276	0.07
5. R X-over turn	17.7	17.8	17.4	18.3	18.8	17.7				3.31	3.88		
6. R X-over turn w/puck	1.0	1.5	0.40				26.3	26.7	23.5			0.253	0.09
7. L X-over turn	20.2	19.9	20.4	20.9	21.0	20.8				3.71	4.75		
8. L X-over turn w/puck	1.0	1.5	0.60				30.3	28.1	41.5			0.264	0.15
9. Fwd-bkwd	7.6	6.1	9.8	7.9	6.5	10.0				1.11	2.21		
10. Bkwd-fwd	6.3	5.2	7.8	6.5	5.5	11.4				0.063	1.76		
11. Stop & start	10.4	9.9	11.1	10.8	10.5	8.0				1.83	2.47		
12. Stop & start w/puck	0.2	0.37	0.00				6.1	7.2	0.00			0.070	0.00
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100				

La moitié de la distance parcourue par des joueurs de la LNH se fait à haute intensité (Lignell et al., 2018). Ces auteurs ont analysé 36 joueurs avec un système de suivi à caméras multiples et ont rapporté que des 4606±219 mètres totaux parcourus, 2042±97 mètres avaient été effectués à de hautes intensités. Plus précisément, en se basant sur des coupures d'intensité de course observées au soccer professionnel et semi-professionnel, ils ont mesuré que 49%, 27% et 24% étaient effectués à des vitesses rapides (entre 17,0–20,9 km.h⁻¹), très rapides (entre 21,0–24,0 km.h⁻¹) ou en sprint (>24,0 km.h⁻¹). Les athlètes de haut niveau parcourent donc le quart de la distance parcourue à des vitesses

⁵ Cet article a été publié dans *Sports Medicine, Training and Rehabilitation*, vol 8, Bracko, M R; Fellingham, G W; Hall, L T; Fisher, A G; Cryer, W, p.251-263, © Taylor & Francis (2020). Avec permission de rediffusion.

rapides en sprint, et ceci correspondrait à environ 11% de la distance totale parcourue. De plus, ces auteurs ont estimé qu'ils effectuaient en moyenne 19 ± 1 sprints par partie sur une distance de 26 ± 1 mètres avec une vitesse pic de 28.6 km.h^{-1} et moyenne de 25.5 km.h^{-1} . On pourrait donc estimer qu'un joueur fera environ un sprint par présence sur la glace si l'on considère qu'il aura entre 14 et 21 présences (Green et al., 1976). Finalement, pour chaque minute de glace, le joueur moyen a effectué 4 à 10 temps forts sur une distance comprise entre 15 à 26 mètres. Ces résultats nous montrent que la distance couverte à haute intensité demeure déterminante bien que son temps relatif soit minime. La capacité d'accélérer rapidement et de sprinter à de hautes vitesses et de façon répétée est primordiale pour un athlète de hockey sur glace et nécessite d'être travaillée lors des entraînements.

Tableau 1.5 Fréquence, durée moyenne et pourcentage du temps actif total lors d'une partie de hockey officielle de niveau sénior international. D'après Brocherie et al. (2018)⁶.

Period	Low-intensity activities				High-intensity activities		
	Standing	Gliding	Slow forward	Slow backward	Fast forward	Forward sprint	Fast backward and sprint
Frequency (n)							
1	13±5	13±4	19±3	7±4	10±3	6±3	4±2
2	12±5	16±5	18±6	6±5	11±6	5±3	4±3
3	17±8#	15±8	20±8	6±7	11±4	3±2**,#	2±2
Mean duration (s)							
1	18.81±7.94	15.98±6.09	32.06±7.64	8.21±5.75	10.67±3.61	7.78±5.51	6.63±3.36
2	13.66±7.24	19.49±9.27	24.18±8.86	8.78±5.05	8.52±4.43	4.68±1.70	4.32±1.31
3	16.44±8.01	20.73±11.86	26.26±10.71	10.75±9.44*	9.34±3.90	5.47±2.37	5.10±1.50
Effective playing time (%)							
1	20.1±7.7	18.2±7.0	37.2±7.2	8.2±5.7	12.0±5.9	6.6±4.1	4.0±2.1
2	16.3±8.6*	27.0±13.9*	31.0±6.7	8.1±6.9	11.8±7.3	5.0±2.7	4.0±3.3
3	19.9±7.6#	23.9±15.2	31.4±4.5	9.8±9.6*	11.4±5.1	3.0±2.1**	2.2±1.6*

Mean ± SD. * (P<0.05) and ** (P<0.01), significantly different from period 1; # (P<0.05), significantly different from period 2.

1.1.2.3 Actions importantes lors du jeu et profil des joueurs

Du point de vue des recruteurs, Renger (1994) a investigué l'importance accordée à plusieurs caractéristiques liées aux performances sur la glace. À partir de 945 rapports de recruteurs de la LNH entre les années 1982 et 1990, il a catégorisé 10 actions les plus souvent citées dans ces rapports : 1) Patinage, 2) Tirs/Buts, 3) Position/Placement, 4) Mises en échec, 5) Contrôle de la rondelle, 6) Passes, 7) Vision du jeu, 8) Désir/Attitude, 9) Agressivité/Ténacité et 10) Gabarit/Force. Un niveau d'importance leur était ensuite attribué pour les attaquants et pour les défenseurs. Les résultats ont montré que la caractéristique la plus importante était l'habileté de patinage tant pour les attaquants que les défenseurs. De plus, l'étude a mis en évidence que l'habileté d'accélération ou de vitesse maximale pour les attaquants serait primordiale et que l'habileté de patinage arrière et la mobilité (p. ex., pivot avant/arrière) étaient plus importantes chez les défenseurs. Ces résultats montrent que l'habileté de patinage est importante pour tous les joueurs (c.-à-d., attaquants et défenseurs), mais qu'un profilage existe entre les positions jouées quant à la composante d'habileté de patinage ciblée par les recruteurs.

⁴ Cet article a été publié dans *Biology of sport/Institute of Sport*, vol 35, Brocherie, Franck; Girard, Olivier; Millet, Gregoire P, p.261-267, Avec permission de rediffusion selon la licence CC BY-NC 3.0.

Ce profilage pourrait être expliqué par une fréquence de patinage en direction arrière significativement supérieure chez les défenseurs ($n=146$, 19,2%) que les attaquants (centre: $n=43$, 4,8% ; ailier: $n=44$, 5,7%) (Lafontaine et al., 1998; Montgomery et al., 2004). Le nombre de pivots avant-arrière est aussi significativement supérieur pour les défenseurs que pour les attaquants (60,8 vs $\sim 23,0$, respectivement) (Montgomery et al., 2004). Par contre, les fréquences cumulatives de patinage avant en départs, arrêts, croisements, virages brusque et changements de direction étaient similaires pour les centres, ailiers et défenseurs lors d'une partie (258, 227, 270, respectivement) (Montgomery et al., 2004). Au niveau des intensités de patinage, Lignell et al. (2018) ont montré que la distance parcourue à haute intensité entre les attaquants et les défenseurs était similaire, mais que la vitesse moyenne des attaquants était supérieure aux défenseurs ($17,0 \pm 0,1$ km.h⁻¹ vs $14,8 \pm 0,1$ km.h⁻¹, respectivement). Les attaquants couvraient plus de distance en sprint et en patinage très rapide (plus de 55% et 33% respectivement, $p < 0,05$). Les défenseurs parcouraient cependant plus de distance totale (5445 ± 337 vs 4237 ± 248 m) et en patinage de plus basse intensité (Figure 1.3). Cette différence peut être expliquée par des présences sur la glace des défenseurs 50% plus longues que celle des attaquants (temps de jeu moyen total de $22,3 \pm 1,6$ vs $15,2 \pm 0,9$ min). Green et al. (1976) avaient aussi observé, jadis, que les attaquants avaient 26,1% moins de présence, 21,2% moins de temps total sur la glace par partie, 37,1% plus de repos entre les présences et que leurs présences étaient caractérisées par une vitesse moyenne supérieure de 38,4% comparativement aux défenseurs. Le nombre moindre de défenseurs par équipe expliquerait ces différences et montre une contribution moins importante du système énergétique anaérobie chez les défenseurs (Green et al., 1976; Lignell et al., 2018; Montgomery, 1988). La vitesse moyenne et pic en sprint n'avait toutefois montré aucune différence significative, signifiant que la vitesse atteinte en sprint est similaire entre les positions jouées (Lignell et al., 2018). La quantification du nombre d'actions en patinage avant demeure donc similaire entre les positions. Les attaquants montrent toutefois des intensités de patinage supérieures aux défenseurs, mais les défenseurs couvrent plus de distance totale à de moins grandes intensités, font plus d'actions en patinage arrière et de pivots. Ces résultats nous montrent que la capacité d'efforts maximaux en patinage avant et arrière demeure une composante importante à travailler chez les joueurs de hockey et demeure spécifique à la position jouée.

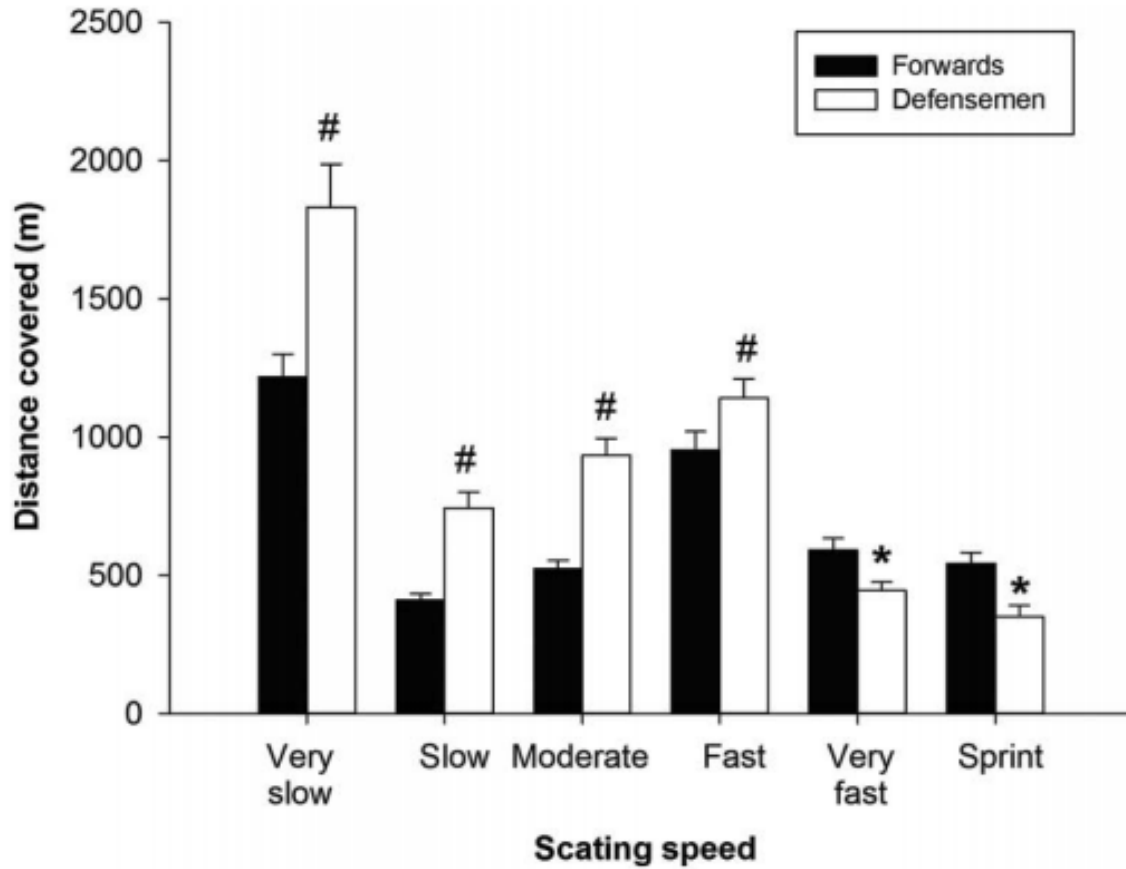


Figure 1.3 Distance totale couverte dans les différentes catégories de mouvements par les attaquants (barres noires) et les défenseurs (barres blanches) lors d’une partie de hockey compétitive de la LNH. * Différence significative par rapport aux défenseurs. # Différence significative par rapport aux attaquants. Niveau de signification à $p \leq 0.05$. D’après Lignell et al. (2018)⁷.

⁷ Cet article a été publié dans *Journal of strength and conditioning research*, vol 32, Lignell, Erik; Fransson, Dan; Krstrup, Peter; Mohr, Magni, p.1303-1310, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de rediffusion.

En résumé, nous avons vu qu'au cours des dernières années les capacités physiques (p. ex., puissance anaérobie maximale, endurance musculaire, force maximale) et anthropométriques (p. ex., poids, taille, masse maigre) des joueurs de hockey s'étaient améliorées. Ces changements pourraient être expliqués par une évolution des caractéristiques de jeu (c.-à-d., ratios récupération-efforts plus petits et optimisation de la préparation physique) et un recrutement de joueurs stéréotypes (c.-à-d., gros gabarits). Jusqu'à présent, ces changements ont surtout été étudiés chez les populations de hockeyeurs adultes et élites. Quand est-il des populations de hockeyeurs d'âge mineur ? Ces changements ne seraient certainement pas généralisables puisque tous n'ont pas atteint leur pleine maturité physique et les caractéristiques du jeu sont différentes. Or, une étude de Sherar et al. (2007) a évalué le processus de sélection d'équipes élites mineures et a montré que les joueurs plus matures physiquement (plus lourd et grand) étaient davantage sélectionnés par rapport à leurs pairs moins développés. Il serait donc pertinent de suivre les qualités physiques, physiologiques et morphologiques dès un jeune âge afin de cibler et développer les aptitudes physiques spécifiques aux demandes rencontrées dans les niveaux supérieurs. Les écarts ainsi identifiés, des interventions appropriées aux positions et actions effectuées lors du jeu comme discuté au cours de cette section pourront être proposées.

Nous avons vu que le système anaérobie était fortement impliqué dans la production d'énergie lors d'une présence sur la patinoire au hockey professionnel (entre 55 et 69%) (Léger, 1980; Montgomery, 1988). C'est sur cette filière énergétique que notre projet se concentrera et spécifiquement sur la capacité de production d'efforts supra-maximaux (c.-à-d., accélération et sprint). Elle représente une durée non négligeable du temps actif d'une présence sur la glace (~20 secondes), est l'une des caractéristiques les plus recherchées par les recruteurs et comporte des actions déterminantes au succès (Brocherie et al., 2018; Léger, 1975, 1980; Lignell et al., 2018; Renger, 1994). Pour ce faire, nous devons maintenant connaître quelles caractéristiques physiques doivent être développées pour améliorer cette capacité chez les joueurs de hockey. La prochaine section présentera les études associant diverses composantes physiologiques aux performances sur glace. Il sera

question de clarifier la validité des types d'évaluations proposées aux joueurs pour leur capacité à produire des efforts supra-maximaux

1.2 Paramètres physiologiques liés aux performances des joueurs de hockey

Il est habituel pour un sport de procéder aux évaluations physiologiques des athlètes. Celles-ci servent, entre autres, à identifier les écarts par rapport au niveau à atteindre, à identifier le talent, suivre la performance, établir des normes entre les niveaux et connaître la condition physique des joueurs (Pearson et al., 2006). Les capacités testées doivent être spécifiques aux demandes physiologiques et biomécaniques du sport afin d'assurer une bonne validité des mesures (Kraemer et al., 2012). Au hockey sur glace, l'introduction des évaluations combinées de la LNH en 1993 (Gledhill et Jamnik, 2007) a complètement exclu les évaluations *sur glace* de la batterie de tests au profit des évaluations *hors glace*. Depuis ce jour, les évaluations hors glace sont un standard dans le milieu et, encore aujourd'hui, sont imposées par les associations de hockey. Ce choix est questionnable puisque ces tests ne tiennent pas compte du principe de spécificité et leur validité pourrait être biaisée. Nous allons voir dans cette section les résultats présentés dans la littérature par rapport à cette décision influencée par la culture du hockey. Les associations établies entre ces tests, les indices de performances de jeu (1.2.1) et les performances aux tests sur glace (1.2.2) seront discutées.

1.2.1 Paramètres physiologiques et performance des joueurs de hockey

Il a été montré que les meilleurs joueurs étaient généralement plus vieux et obtenaient les meilleurs résultats aux tests physiologiques (Hoff et al., 2005; Ransdell et al., 2013). Leurs données anthropométriques (masse corporelle et composition corporelle), leur force maximale, leur endurance musculaire, leur puissance anaérobie développée par les membres inférieurs et leur capacités aérobies ont montré des différences significatives par rapport aux joueurs de niveau ou d'âge inférieur (Hoff et al., 2005; Ben J. Peterson et al., 2015; Ransdell et al., 2013; Rocznik et al., 2014). Selon Robert Rocznik et al. (2016), le niveau joué serait la cause de ces différences physiques observées. Ainsi, un jeune hockeyeur espérant gravir les niveaux aurait avantage à adapter ses capacités physiologiques selon les demandes physiques des niveaux supérieurs (Hoff et al., 2005; Ransdell et al., 2013). Il semble donc important de mesurer et comparer les résultats des tests physiques hors glace avec des données normatives pour connaître le potentiel physique des joueurs (Hoff et al.,

2005; Ransdell et al., 2013). Ces données extraites lors d'évaluations combinées, par exemple, permettraient aux recruteurs de choisir de façon plus éclairée les meilleurs joueurs disponibles aux rondes de sélection données.

Les corrélations établies entre les résultats aux évaluations combinées de la LNH et les rondes de sélection des joueurs ont montré des résultats contradictoires (Burr et al., 2008; Vescovi et al., 2006). Burr et al. (2008) ont trouvé que la puissance anaérobie développée des membres inférieurs et l'indice de fatigue au test de Wingate, la longueur du saut horizontal (SLJ) ainsi que l'indice corporel⁸ étaient les variables physiologiques obtenant les meilleures associations avec les rondes de sélection des joueurs (Tableau 1.6). Les modèles prédictifs construits n'expliquaient que très modestement la variance des rondes de sélection dans le repêchage (r^2 ajusté entre 4.6 et 8%). Les résultats aux tests hors glace sont donc peu prédictifs du choix des rondes de repêchage des joueurs. Seulement les 120 meilleurs espoirs sont invités lors des évaluations combinées et ce nombre ne constitue pas l'entièreté de l'échantillon des joueurs pouvant être repêchés. Ces meilleurs espoirs auraient possiblement des capacités physiques similaires entre eux, et leur distinction serait plus difficile et limiterait les résultats des modèles obtenus par Burr et al. (2008). Malgré cette limite et même si les données physiques avaient été des prédictifs importants de la ronde de sélection des joueurs, il faut mentionner que la ronde de repêchage des joueurs ne prédit avec aucune certitude les chances du joueur de jouer dans la LNH les années suivantes (Tarter et al., 2009). C'est plutôt un regroupement d'aptitudes incluant ces capacités physiques qui permettraient de connaître les chances d'un joueur sélectionné de jouer dans la LNH et il faudrait varier les sources d'information pour améliorer la capacité à mieux prédire les performances sur la glace (Figure 1.4). Selon les résultats présentés plus haut, les capacités physiques jouent un rôle minime sur le choix de sélection, mais peuvent être cumulées à d'autres aptitudes et déterminer le talent et les chances des joueurs de jouer dans la LNH. Il faut donc faire attention à l'interprétation des variables physiologiques et comprendre dans quelle mesure elles sont utiles à la performance directe

⁸ Indice corporel est la somme des scores Z de la taille, la masse maigre et le développement physique (déterminé par les médecins).

des joueurs sur la glace. On pourrait maintenant se demander si ces variables hors glace peuvent être associées aux statistiques individuelles des joueurs.

Tableau 1.6 Résultat des modèles sur l'association entre les résultats des tests hors glace et la ronde sélectionnée des joueurs en fonction des positions jouées. 1: toutes les positions, 2: uniquement les attaquants et défenseurs, 3: uniquement les attaquants, 4: uniquement les défenseurs. D'après Burr et al. (2008)⁹

Model	R	R ² (adjusted R ²)	Predictors	B (SE)	Standardized β (α)
One: all positions	0.219	0.048 (0.046)	Constant	5.385 (0.563)	-0.137 (p = 0.000)
			Body index	-0.176 (0.045)	-0.136 (p = 0.000)
			Peak watts	-0.002 (0.001)	
Two: skating players (no goalies)	0.263	0.069 (0.064)	Constant	7.707 (1.277)	-0.170 (p = 0.000)
			Peak watts	-0.003 (0.001)	-0.111 (p = 0.000)
			Body index	-0.144 (0.050)	0.087 (p = 0.004)
			Fatigue	0.028 (0.012)	-0.084 (p = 0.028)
Three: forwards	0.234	0.055 (0.051)	Constant	5.272 (0.724)	-0.155 (p = 0.001)
			Body index	-0.199 (0.059)	-0.134 (p = 0.004)
			Peak watts	-0.002 (0.001)	
Four: defense	0.300	0.090 (0.080)	Constant	6.159 (1.078)	-0.258 (p = 0.000)
			Peak watts	-0.004 (0.001)	0.139 (p = 0.027)
			Fatigue	0.043 (0.019)	-0.118 (p = 0.049)
			Body index	-0.159 (0.080)	

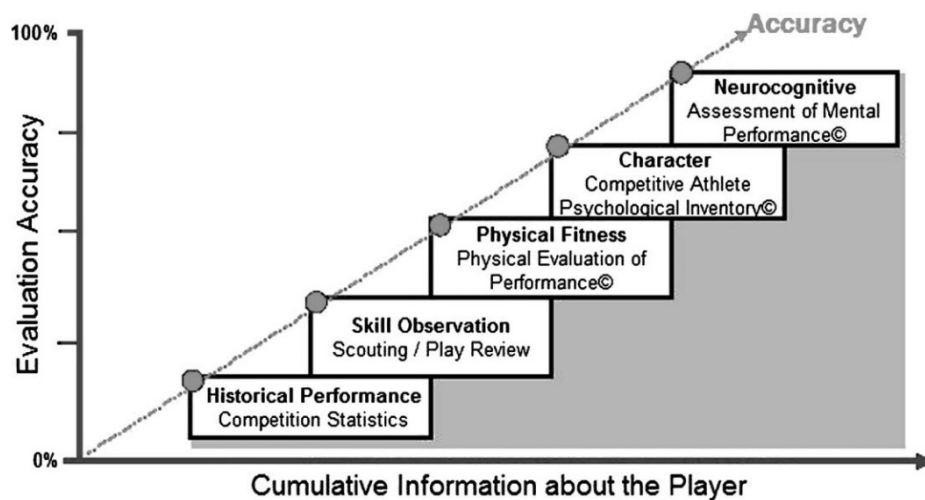


Figure 1.4 Modèle d'identification de talent des joueurs. D'après Tarter et al. (2009)¹⁰

⁹ Cet article a été publié dans *Journal of strength and conditioning research*, vol 22, Burr, Jaime F; Jamnik, Roni K; Baker, Joseph; Macpherson, Alison; Gledhill, Norman; McGuire, E J, p.1535, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de rediffusion.

¹⁰ Cet article a été publié dans *Journal of strength and conditioning research*, vol 23, Tarter, Barry C; Kirisci, Levent; Tarter, Ralph E; Weatherbee, Steve; Jamnik, Veronica; McGuire, E J; Gledhill, Norman, p.1535, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de rediffusion.

Les statistiques individuelles peuvent montrer les implications d'un joueur à son équipe et caractérisent le « type » des joueurs (p. ex. offensif, défensif, joueur d'unités spéciales, etc.) (Chan, Cho et Novati, 2012; Gramacy, Jensen et Taddy, 2013). Les indicateurs de performance brute tels que le différentiel de buts ou de tirs, le nombre de buts, de passes ou de points et le temps de jeu en sont des exemples et sont des statistiques utilisées dans la littérature pour établir des associations avec les résultats aux tests hors glace (Delisle-Houde et al., 2018; Kniffin et al., 2017; Peyer et al., 2011; Riley, 2017). Les auteurs ont rapporté de faibles associations entre les statistiques individuelles et l'indice morphologique (composition corporelle et le poids), la force maximale des membres supérieurs et inférieurs, la puissance des membres inférieurs et l'endurance musculaire. Ces associations atteignaient rarement la signification statistique ($p < 0,05$) et demeurent contre-intuitives (voir Tableau 1.7 et Tableau 1.8). Plus précisément, Delisle-Houde et al. (2018) indiquaient qu'un faible saut horizontal (SLJ) était associé à un grand différentiel de tirs au but, c'est-à-dire plus de tirs effectués au but adverse par son équipe que reçus à égalité numérique (cinq joueurs par équipe sur la glace) lorsque le joueur en question est dans le jeu. Cette association a peu de sens et est certainement influencée par d'autres variables confondantes. De plus, les analyses rapportées n'ont été faites qu'à des moments précis aux cours de la saison, soit avant le début de la saison et à la fin de la saison (Delisle-Houde et al., 2018; Kniffin et al., 2017). Or, les indicateurs de performance sur glace et les résultats aux tests physiques peuvent fluctuer au cours d'une saison puisque les charges d'entraînement varient et peuvent affecter indirectement ces performances (Allard et al., 2020; Eckard et al., 2018; Gabbett et Jenkins, 2011; Gabbett et Whiteley, 2017; Halson, 2014; Oliveira et al., 2019). Pour reconnaître les associations entre les tests physiques et les statistiques des joueurs sur la glace, une évaluation périodique serait plus appropriée. Nous ne pouvons pas conclure que les tests physiques hors glace sont bien associés aux statistiques de jeu. Cependant, Peter et al. (2011) ont observé que les six meilleurs joueurs classés subjectivement par leurs entraîneurs avaient une tendance, bien que non significative ($p > 0,05$), à être plus forts, plus endurants, plus lourds et plus rapides aux sprints répétés sur la glace comparativement aux six joueurs classés les moins performants (Tableau 1.9). Les paramètres de performance hors glace pourraient alors avoir une certaine valeur subjective pour les entraîneurs.

Tableau 1.7 Corrélation entre les évaluations de la condition physique avant la saison et les mesures de performance et de temps de glace chez les joueurs universitaires canadiens (n=21). D'après Delisle-Houde et al. (2018)¹¹.

	Shot differential	Average shift length	Average ice-time	Average PP time	Average PK time
Long jump (m)	-0.532†	-0.491†	-0.069	-0.459†	0.366
Beep test (level)	-0.042	0.022	0.385	0.018	0.348
Vertical jump	-0.313	-0.238	-0.255	-0.379	0.165
Wingate peak P	-0.290	0.009	-0.056	-0.159	-0.130
Wingate MP	-0.044	0.175	0.235	0.056	-0.028
Fatigue index (%)	-0.209	-0.067	-0.476†	-0.174	-0.478†

*PP = power play; PK = penalty kill; peak P = peak power; MP = mean power.
 †Relationship significant at the 0.05 level.

Tableau 1.8 Corrélation entre les changements de la composition corporelle au cours d'une saison et les mesures de performance et de temps de glace chez les joueurs universitaires canadiens (n=21). D'après Delisle-Houde et al. (2018)¹¹.

Difference between end-season and preseason	Shot differential	Average shift length	Average ice-time	Average PP time	Average PK time
Body mass (kg)	0.417	0.435†	0.115	0.371	-0.255
Body fat (%)	0.524†	0.649‡	0.304	0.596§	-0.202
Visceral adipose tissue (kg)	0.065	0.103	-0.240	0.042	-0.306
Total lean mass (kg)	-0.049	-0.100	-0.189	-0.165	-0.159

*PP = power play; PK = penalty kill.
 †Relationship significant at the 0.05 level.
 ‡Relationship significant at the 0.001 level.
 §Relationship significant at the 0.01 level.

Nous avons vu dans cette section que les associations sont peu convaincantes entre les paramètres physiques hors glace et certains indices de performance sur la glace. Malgré ces résultats, certains paramètres (c.-à-d., force, puissance, indice corporel, etc.) sembleraient différencier le niveau des joueurs et apporter des indications dans l'identification du talent des joueurs, les chances de jouer suite au repêchage et la reconnaissance des entraîneurs. Qu'en est-il des associations entre ces indicateurs physiques et les paramètres physiques directement mesurés sur la glace ? La prochaine section présentera les associations précédemment obtenues entre certains paramètres physiologiques issus de tests physiques hors glace et les tests de performance sur la glace.

¹¹ Cet article a été publié dans *Journal of strength and conditioning research*, vol 32, Delisle-Houde, Patrick; Chiarlitti, Nathan A; Reid, Ryan E R; Andersen, Ross E, p. 1297-1302, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de rediffusion.

Tableau 1.9 Différences dans les caractéristiques physiques et le différentiel de buts +/- entre les 6 meilleurs joueurs et les 6 moins bons joueurs classifiés subjectivement par leurs entraîneurs. D'après Peyer et al. (2011)¹².

	Top 6	Bottom 6	<i>p</i>
Age (y)	19.7 ± 1.4	21.2 ± 1.6	0.112
Height (cm)	178.8 ± 6.6	180.0 ± 5.0	0.737
Weight (kg)	83.0 ± 5.1	78.7 ± 3.4	0.109
% Fat	11.5 ± 2.2	9.5 ± 3.7	0.282
FFM (kg)	73.5 ± 5.4	71.2 ± 3.7	0.4
VO ₂ max (ml·kg ⁻¹ ·min ⁻¹)	60.2 ± 3.4	59.8 ± 4.9	0.875
Lac Max	17.1 ± 2.7	16.9 ± 3.9	0.931
HRmax (HR)	199.7 ± 6.0	198.0 ± 6.7	0.69
HR4/Max (%)	74.0 ± 7.3	74.4 ± 8.1	0.933
Lac4/LacMax (%)	58.4 ± 12.4	68.3 ± 23.0	0.393
12 × 110 (s)	13.3 ± 0.5	13.9 ± 0.7	0.123
Push-ups (reps)	70.2 ± 9.9	70.6 ± 11.5	0.954
Chin-ups (reps)	17.5 ± 7.0	13.4 ± 4.1	0.283
Leg press (reps)	35.5 ± 17.0	21.6 ± 15.4	0.193
Bench press (reps)	19.2 ± 8.4	16.6 ± 7.0	0.61
Dot-to-dot (s)	509.2 ± 8.5	513.6 ± 13.3	0.518
Short lighting (s)	1,065.5 ± 42.6	1,062.0 ± 26.8	0.877
Lap sprint (s)	1,524.8 ± 22.3	1,525.4 ± 21.7	0.967
Plus/minus	7.5 ± 5.3	-2.0 ± 4.8	0.009

*HR = heart rate; FFM = fat-free mass.

†Values are given as mean ± SD.

¹² Cet article a été publié dans *Journal of strength and conditioning research*, vol 25, Peyer, Karissa L; Pivarnik, James M; Eisenmann, Joey C; Vorkapich, Michael, p. 1183-1192, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de rediffusion.

1.2.2 Évaluations hors glace *versus* évaluations sur glace

Nous avons mentionné dans l'introduction de la section 1.2 que les évaluations physiques sur la glace sont rarement incluses dans les évaluations combinées des organisations de hockey et qu'elles sont même parfois totalement exclues (p. ex., LNH). Ces évaluations seraient pour autant à prioriser puisqu'elles sont davantage associées aux performances de jeu (Nightingale et al., 2013). Elles ont cependant un coût logistique élevé (p. ex., temps de glace disponible, temps associé à l'habillement des joueurs, espace disponible selon le nombre de glaces disponibles et les tests, coût associé à la location des glaces, etc.) et le plus souvent, les recruteurs ne voient pas suffisamment l'intérêt puisqu'ils ont déjà observé les joueurs en action sur la glace. Ça pourrait donc faire partie des raisons pour lesquelles certaines associations de hockey les ont enlevées des évaluations combinées et n'incluent que les évaluations de terrain. Nous devons toutefois nous assurer de la validité des composantes physiques mesurées sur le terrain. Les précédentes études ont rapporté des associations entre les variables de terrain évaluant la puissance des membres inférieurs (1.2.2.1), la vitesse (1.2.2.2) et la force maximale (1.2.2.3). Il sera question dans cette sous-section d'énumérer ces études et de rapporter leurs résultats.

1.2.2.1 Puissance des membres inférieurs

Les tests de puissance musculaire des membres inférieurs ont montré de bonnes corrélations avec les tests d'accélération et de vitesse maximale sur la glace. Les associations avec le patinage arrière sont toutefois peu convaincantes. Les tests de puissance maximale les plus couramment utilisés dans le milieu du hockey sont le saut vertical (VJ), le saut horizontal (SLJ) et le test de puissance anaérobie maximale sur ergocycle (Wingate).

Le saut vertical a été un des tests les plus étudiés dans le milieu du hockey et a montré les meilleures associations avec la vitesse de patinage (Tableau 1.10). Les résultats des études précédentes ont montré que le protocole utilisé pour ce test influençait les corrélations obtenues avec la vitesse de patinage avant. Ainsi, le « squat jump » (SJ) et le « drop jump » (DJ) ont été les moins bien corrélés et le saut avec contre-mouvement (ou « countermovement jump » en anglais, CMJ) a montré les meilleures corrélations dans la

majorité des études (voir Tableau 1.10). Il est donc suggéré d'utiliser le CMJ puisqu'il reflète le cycle d'étirement-contraction occasionné par le patinage avant (Behm et al., 2005). Peu d'études ont associé le saut vertical avec les temps mesurés lors de la phase d'accélération en patinage avant. Les résultats ont montré une corrélation négative allant de faible à moyenne ($r = -0,094$ à $r = -0,34$), indiquant qu'une plus grande hauteur de saut atteinte serait modestement associée à un meilleur temps lors de la phase d'accélération (Bracko, 2001; Janot et al., 2015; Peterson et al., 2016). Le patin arrière a aussi été peu étudié et les associations trouvées avec les tests de VJ sont contradictoires. Delisle-Houde et al. (2019) ont trouvé une corrélation négative moyenne et non significative ($r = -0,34$, $p > 0,05$), tandis que Runner et al. (2016) ont trouvé une corrélation moyenne et significative ($r = -0,55$, $p < 0,05$). La cinématique de patin arrière est différente de celle du patin avant et la force n'est pas appliquée dans la même direction (section 1.3.1.2), résultant en un possible manque de spécificité des tests de VJ et pouvant expliquer pourquoi les corrélations trouvées avec le patinage arrière sont incohérentes. Les temps en patinage avant pour des distances sollicitant des vitesses maximales serait d'autant plus associé avec le saut vertical. D'autres tests plus spécifiques seraient nécessaires pour obtenir des associations avec l'accélération avant et la vitesse de patinage arrière.

Si on se fie à la cinématique du mouvement de patinage qui se fait principalement dans l'axe antéro-postérieur, les tests de saut horizontal seraient plus spécifiques au mouvement de patinage. Les associations rapportées avec la vitesse de patinage avant sur glace ont montré des bonnes corrélations bien que peu d'études les aient étudiées (Tableau 1.11). Le « standing long jump » (SLJ) n'avait toutefois pas fait partie des contributeurs significatifs des modèles de régression pas à pas (« Stepwise regression » en anglais) précédemment établis (Krause et al., 2012; Runner et al., 2016). C'était le CMJ qui avaient été retenu dans un de ces modèles (Runner et al., 2016). Farlinger et al. (2007) ont toutefois trouvé que le test de saut en longueur à trois rebonds était un contributeur significatif dans leur modèle de régression pas à pas. Lorsqu'il était jumelé aux autres variables contributrices, leur modèle décrivait une variance expliquée (r^2) de 78,1% pour la prédiction de la vitesse avant sur la glace. Farlinger et al. (2007) ont aussi indiqué que la composante de puissance horizontale serait d'autant plus spécifique à la phase d'accélération des sprints sur glace et

expliquerait sa contribution au sprint avant sur glace. Aucune étude à notre connaissance n'a tenté d'associer le SLJ avec la phase d'accélération sur la glace. Il serait alors pertinent de l'investiguer. Lors de la phase de vitesse maximale d'un sprint, il serait possible que le SLJ apporte de l'information redondante si le VJ est aussi utilisé comme variable dans les modèles prédictifs. Ce sont deux tests évaluant la puissance musculaire des membres inférieurs et qui impliquent un cycle d'étirement-contraction. Finalement, il a été montré que la vitesse en patinage arrière avait des corrélations négatives faibles à modérées avec le SLJ mais aucune n'était significative ($r=-0,18$ à $r=-0,28$, $p>0,05$), ramenant ainsi aux résultats des tests de saut vertical mentionnés plus haut (Delisle-Houde et al., 2019; Runner et al., 2016). À la lueur de ces résultats, il serait judicieux d'évaluer la validité des tests de saut horizontal et leur association avec la capacité d'accélération des joueurs sur la glace.

Nous avons vu que le VJ et le SLJ sont des tests valides et associés aux capacités de vitesse maximale avant des joueurs de hockey. Ce sont des tests à effort maximal brefs et non répétés traduisant l'impulsion produite lors d'une poussée en patin (Behm et al., 2005). Or, le patinage est un mouvement cyclique et répété. Il serait nécessaire d'inclure des tests de plus longue durée se rapprochant de la durée des sprints puisque l'atteinte de la phase vitesse maximale sur un sprint de 34 m se situe entre le 19 et 34^e mètre (ou le 10^e pas ou 5^e foulée et le 14^e pas ou 7^e foulée) à environ 4 et 5 secondes après le départ chez des joueurs élites universitaires (Budarick et al., 2018). Le test de puissance anaérobie maximale sur ergocycle (Wingate) est un des tests les plus anciens utilisé dans les évaluations combinées annuelles de la LNH et est le plus utilisé par les équipes du circuit professionnel de la LNH (Burr et al., 2008; Ebben et al., 2004; Gledhill et Jamnik, 2007). Il consiste à pédaler sur un ergocycle à une puissance maximale et de la soutenir pendant 30 secondes. Plusieurs mesures peuvent être extraites (p. ex, puissance maximale, puissance moyenne, puissance pic sur 5/15/30 sec, indice de fatigue, puissance relative ou absolue, etc.) et chacune a montré des corrélations différentes avec les efforts maximaux en patinage (Tableau 1.12). La puissance maximale et moyenne relative (W/kg) ont été les mesures les mieux corrélées avec les tests sur la glace et ont montré des corrélations allant de moyennes à fortes ($r=-0,32$ à $r = -0,73$, $p < 0,05$) avec la vitesse maximale avant, faibles pour la vitesse en patin arrière ($r = -0,28$, $p > 0,05$) et moyenne pour l'accélération avant ($r = -0,32$, $p < 0,05$).

Malgré l'étendue des corrélations obtenues par les précédentes études, ce test semble pertinent à inclure dans les évaluations physiques des joueurs de hockey.

Tableau 1.10 Corrélation entre le vertical et les tests de performance sur glace.

Études	Niveau des athlètes et âge	Échantillon	Protocoles et unités utilisés	Variables sur glace	Corrélation
Mascaro et al. (1992)	Professionnels (23,3±1,6 ans)	9♂	CMJ avec les bras, Puissance avec la formule de Lewis (1991)	Sprint AV 54,9 m	<u>Puissance:</u> r=0,85‡
Bracko et George (2001)	Niveau et expérience variés (12,18±2,05 ans)	61♀	Protocole de Baumgartner et Jackson (1987), Hauteur du saut	Accélération AV 6,1 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,31
				Sprint AV 44.8 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,55
Behm et al. (2005)	Niveau junior, école secondaire (19,8±3,5 ans)	30♂	SJ avec les bras et tapis, Hauteur du saut et puissance calculée	Sprint maximal AV de 15,24 m avec élan	<u>Hauteur</u> r=-0,3 <u>Puissance:</u> r=-0,25
			DJ 30 cm avec les bras et tapis, Temps de contact à l'atterrissage, hauteur du saut et indice de force réactive		<u>Temps de contact:</u> r=-0,1 <u>Hauteur:</u> r=-0,16 <u>Ratio RSI:</u> r=-0,14
Farlinger et al. (2007)	Compétitif de Bantam AA à universitaire (catégorie AA et AAA uniquement) (16,3±1,7 ans)	36♂	CMJ avec les bras et Vertec, Hauteur du saut et puissance calculée (Sayers, Harackiewicz, Harman, Frykman et Rosenstein, 1999)	Sprint AV 35 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,71‡ <u>Puissance:</u> r=-0,61‡
Krause et al. (2012)	Compétitif allant de junior universitaire à universitaire DI (16,3±1,1 ans)	40♂	CMJ avec les bras et Vertec, Hauteur du saut	Sprint AV 34,5 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,09‡
Haukali et Tjelta (2015)	Junior Élite de la Norvège (16,4±0,6 ans)	32♂	CMJ sans les bras et tapis de Bosco, Hauteur du saut	Sprint AV 36 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,86‡
			SJ sans les bras et tapis de Bosco, Hauteur du saut	Sprint AV 36 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,74‡
Janot et al. (2015)	NCAA DIII	11♀	CMJ avec les bras et Vertec, Hauteur du saut	Accélération AV 6,1 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,094

	♀ : 19,4±0,8 ans ♂ : 21,3±1,1 ans	15♂		Sprint AV 44,80 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,94
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	<u>Hauteur:</u> r=-0,72
				Temps le plus rapide au sprint répété	<u>Hauteur:</u> r=-0,915
Peterson et al. (2016)	NCAA DI et DIII (âgés entre 18 et 24 ans)	45♂	SJ sans les bras avec le Vertec, Hauteur du saut	Accélération AV 15,24 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,42†
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	<u>Hauteur:</u> r=-0,58†
Runner et al. (2016)	NCAA DI	40♂	CMJ avec les bras et tapis Just Jump, Hauteur du saut	Sprint AV 27,43 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,55
				Sprint AR 27,43 m	<u>Hauteur:</u> r=-0,51
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	<u>Hauteur:</u> r=-0,54
Stanula et al. (2018)	Élite junior de la Pologne U18 (17,2±0,7 ans)	20♂	CMJ avec les bras et cellule photo-électrique OptoJump, Hauteur du saut et puissance (Formule de Sayers et al. (1999))	Temps le plus rapide au sprint répété (89 m)	<u>Hauteur:</u> r=-0,24
					<u>Puissance :</u> r=0,40
Delisle-Houde et al. (2019)	Universitaire canadien (22,8±1,4 ans)	18♂	CMJ sans les bras avec plateforme de force, Impulsion lors de la phase concentrique	Sprint AV 30 m	<u>Impulsion:</u> r=0,60‡
				Sprint AR 30 m	<u>Impulsion:</u> r=-0,32

†Relation significative à un niveau $p < 0.05$; ‡Relation significative à un niveau $p < 0.01$; AV: avant; AR: arrière

Tableau 1.11 Corrélation entre les tests de sauts horizontaux et le test de performance sur la glace.

Études	Niveau des athlètes et âge	Échantillon	Protocoles et unités utilisés	Variables sur glace	Corrélation
Farlinger et al. (2007)	Compétitif de Bantam AA à universitaire (catégorie AA et AAA uniquement) (16,3±1,7 ans)	36♂	Saut horizontal avec les bras, Longueur du saut	Sprint AV 35 m	r=-0,74‡
			Trois sauts consécutifs (« 3 hop jumps »), Longueur totale des sauts		r=-0,78‡
Krause et al. (2012)	Compétitif allant de junior universitaire à universitaire DI (16,3±1,1 ans)	40♂	Saut horizontal avec les bras, Longueur du saut	Sprint AV 34,5 m	r=-0,517‡
			Saut horizontal avec les bras une jambe, Longueur du saut gauche et droit		<u>Gauche :</u> r=-0,402‡ <u>Droite:</u> r=-0,401‡
Haukali et Tjelta (2015)	Junior Élite de la Norvège (16,4±0,6 ans)	32♂	Protocole 5 sauts en longueur, Longueur totale des sauts	Sprint AV 36 m	r=-0,57†
Runner et al. (2016)	NCAA DI	40♂	Saut horizontal avec bras, Longueur du saut	Sprint AV 27,43 m	r=-0,24
				Sprint AR 27,43 m	r=-0,18
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	r=-0,21
Delisle-Houde et al. (2019)	Universitaire canadien (22,8±1,4 ans)	18♂	Saut horizontal avec bras, Longueur du saut	Sprint AV 30 m	r=-0,45†
				Sprint AR 30 m	r=-0,28

† Relation significative à un niveau $p < 0,05$; ‡ Relation significative à un niveau $p < 0,01$; AV: avant; AR: arrière

Tableau 1.12 Corrélation entre le Wingate et les tests de performance sur glace.

Études	Niveau des athlètes et âge	Échantillon	Protocoles et unités utilisés	Variables sur glace	Corrélation
Farlinger et al. (2007)	Compétitif de Bantam AA à universitaire (catégorie AA et AAA uniquement) (16,3±1,7 ans)	36♂	15 secondes Wingate, Puissance pic (W) Puissance pic relative (W/kg) Puissance moyenne pic(W) Puissance moyenne relative (W/kg)	Sprint AV 35 m	<u>Puissance pic:</u> $r=-0,68‡$ <u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,71‡$ <u>Puissance moyenne pic:</u> $r=-0,71‡$ <u>Puissance moyenne relative:</u> $r=-0,73‡$
Potteiger et al. (2010)	NCAA DI (20,7±1,6 ans)	21♂	30 secondes Wingate, Puissance pic relative (W/kg) 0-5 secondes Wingate, Puissance pic (W)	Temps le plus rapide au sprint répété AV (54 m) Première partie la plus rapide au sprint répété AV (54 m)	<u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,28$ <u>Puissance pic:</u> $r=-0,30$
Roczniok et al. (2012)	Équipe National de la Pologne U20 (entre 19 et 20 ans)	21♂	30 secondes Wingate, Puissance pic (W) Puissance moyenne pic(W)	Sprint AV 30 m Sprint AR 30 m	<u>Puissance pic:</u> $r=-0,13$ <u>Puissance moyenne pic:</u> $r=-0,20$ <u>Puissance pic:</u> $r=0,22$ <u>Puissance moyenne pic:</u> $r=0,06$
Janot et al. (2015)	NCAA DIII ♀ : 19,4±0,8 ans ♂ : 21,3±1,1 ans	11♀ 15♂	30 secondes Wingate, Puissance pic relative (W/kg)	Accélération AV 6,1 m Sprint AV 44,80 m	<u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,139$ <u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,531$

				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	<u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,446$
Peterson et al. (2016)	NCAA DI et DIII (âgé entre 18 et 24 ans)	45♂	30 secondes Wingate, Puissance pic relative (W/kg) Puissance moyenne relative (W/kg)	Accélération AV 15,24 m	<u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,32†$ <u>Puissance moyenne relative:</u> $r=-0,34†$
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	<u>Puissance moyenne pic:</u> $r=-0,43‡$ <u>Puissance moyenne relative:</u> $r=-0,48‡$
Stanula et al. (2018)	Élite junior de la Pologne U18 (17,2±0,7 ans)	20♂	30 secondes Wingate, Puissance pic (W) Puissance pic relative (W/kg) Puissance moyenne pic(W) Puissance moyenne relative (W/kg)	Temps le plus rapide au sprint AV répété (89 mètres)	<u>Puissance pic:</u> $r=0,02$ <u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,65‡$ <u>Puissance moyenne pic:</u> $r=0,01$ <u>Puissance moyenne relative :</u> $r=-0,66‡$
Delisle-Houde et al. (2019)	Universitaire canadien (22,8±1,4 ans)	18♂	30 secondes Wingate, Puissance pic (W) Puissance pic relative (W/kg)	Sprint AV 30 m	<u>Puissance pic:</u> $r=-0,30$ <u>Puissance pic relative :</u> $r=-0,62‡$
				Sprint AR 30 m	<u>Puissance pic:</u> $r=-0,15$ <u>Puissance pic relative:</u> $r=-0,28$

† Relation significative à un niveau $p < 0.05$; ‡ Relation significative à un niveau $p < 0.01$; AV: avant; AR: arrière

1.2.2.2 Vitesse

À la course à pied, la cadence et la longueur des poussées sont deux composantes essentielles pour l'atteinte d'une accélération et d'une vitesse élevées. Nous allons voir dans la section 1.3.2 que c'est aussi le cas pour le patinage même si la cinématique du mouvement demeure différente de celle de la course à pied (Neeld, 2018). Les associations établies entre les performances en sprint de terrain et celles en sprint sur glace sont plutôt convaincantes (Tableau 1.13). Le temps de sprint sur terrain de 36.9 m a souvent été utilisé comme contributeur significatif dans les modèles de régression linéaires multiples pour la prédiction de la vitesse avant (Behm et al., 2005; Bracko, 2001; Janot et al., 2015; Krause et al., 2012). Le départ en patin est qualifié de « running-like motion » s'apparentant à celui de la course à pied et cette technique serait importante pour l'atteinte de vitesse maximale sur une distance de 30 mètres (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Budarick et al., 2018). Il existe toutefois peu d'évidence quant à la corrélation entre le sprint de terrain et l'accélération en patin ($r = 0,269$ à $r = 0,44$, $p > 0,05$). Il serait nécessaire d'inclure des tests de course à pied sur de plus petites distances puisqu'il a été démontré que la technique de patin empruntée une fois dépassée la phase d'accélération est très différente de celle de la course et pourrait invalider le test (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015). Mentionnons aussi qu'il est rare qu'un joueur de hockey ait à parcourir des distances de plus de 30 mètres en sprint et que la moyenne des distances parcourues en sprint par partie est de 26 ± 1 m (SE : 17-34 m) chez les joueurs de la LNH (Lignell et al., 2018). Les tests de sprint de terrain devraient donc se faire sur de plus petites distances bien que celles utilisées semblent valides si nous regardons leur association avec la vitesse de patinage avant (Tableau 1.13). La phase d'accélération au sprint de terrain est corrélée avec la force maximale développée par les membres inférieurs. Il nous reste maintenant à voir ce qui en est des corrélations entre le sprint sur la glace et les tests de force musculaire.

1.2.2.3 Force maximale

La force musculaire est une composante très importante dans les performances sportives et est intimement liée à la puissance développée (Suchomel et al., 2016). Il a été montré qu'un athlète développant plus de force produit un départ plus rapide sur le sprint de terrain et lui permettrait d'atteindre en retour des vitesses de course plus élevées (Brady et al., 2019;

McBride et al., 2009; Wang et al., 2016). Dans un contexte de sport d'équipe tel que le hockey, ces joueurs auront de meilleures chances de gagner leurs confrontations pour la possession de rondelle, de déjouer leurs adversaires ou de se séparer tactiquement des défenseurs adverses (Shell et al., 2017). La capacité de production de la force est donc très importante. Les résultats des études associant la force maximale à la vitesse de sprint chez les joueurs de hockey ont rapporté des corrélations négatives allant de faibles à élevées, mais peu de ces corrélations étaient significatives (Delisle-Houde et al., 2019; Mascaro et al., 1992; Potteiger et al., 2010). De plus, peu de consensus existe sur les protocoles d'évaluation à utiliser pour mesurer la force maximale chez les joueurs de hockey. L'une des méthodes les plus souvent utilisées était la force maximale isocinétique en flexion et extension du genou. Or, nous allons voir dans la section 1.3.3 que ce n'est pas le meilleur choix de test dans le milieu sportif. Un autre type de test utilisé dans la littérature pour les joueurs de hockey est le test d'une répétition maximale (1RM) pour un exercice spécifique, mais des corrélations contradictoires sont rapportées. Janot et al. (2015) ont rapporté des corrélations négatives très fortes ($r=-0,734$ à $r=-0,788$, valeur p non rapportée) entre les variables de vitesse avant et le 1RM au squat tandis que les autres études ont rapporté des corrélations non significatives négatives de faibles à modérées ($r=-0,10$ à $-0,31$, $p>0,05$) (Behm et al., 2005; Runner et al., 2016). Il est donc difficile de conclure avec certitude que la force maximale mesurée au 1RM est associée à l'accélération et la vitesse en patinage sur glace. Nous allons voir dans la prochaine section que le patinage comprend des mouvements complexes et coordonnés entre les membres supérieurs et inférieurs dans tous les axes de mouvement (Upjohn et al., 2008). Nous nous attarderons spécifiquement aux membres inférieurs et plus particulièrement à l'articulation de la hanche puisqu'elle est fortement sollicitée lors d'efforts maximaux en patinage (Chang et al., 2009). Nous discuterons des tests de force maximale intégrant ces mouvements spécifiques.

Tableau 1.13 Corrélation entre le sprint de terrain et les tests de performance sur glace.

Études	Niveau des athlètes et âge	Échantillon	Protocoles utilisés	Variables sur glace	Corrélation
Bracko et George (2001)	Niveau et expérience variés (12,18±2,05 ans)	61♀	Sprint 36.9 m sur terrain, Temps du sprint	Accélération AV 6,1 m	r=0,44
				Sprint maximal AV 44,80 m	r=0,72
Behm et al. (2005)	Niveau junior, école secondaire (19,8±3,5 ans)	30♂	Sprint 36.9 m sur terrain, Temps du sprint	Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	r=0,51†
Farlinger et al. (2007)	Compétitif de Bantam AA à universitaire (catégorie AA et AAA uniquement) (16,3±1,7 ans)	36♂	Sprint 30 m sur terrain, Temps du sprint	Sprint AV 35 m	r=0,78‡
Krause et al. (2012)	Compétitif allant de junior universitaire à universitaire DI (16,3±1,1 ans)	40♂	Sprint de 36.9 m sur terrain, Temps du sprint	Sprint AV 34,5 m	r=0,809‡
Haukali et Tjelta (2015)	Junior Élite de la Norvège (16,4±0,6 ans)	32♂	Sprint 36 m sur terrain, Temps du sprint	Sprint AV 36 m	r=0,81‡
Janot et al. (2015)	NCAA DIII ♀ : 19,4±0,8 ans ♂ : 21,3±1,1 ans	11♀ 15♂	Sprint de 36.9 m sur terrain, Temps du sprint	Accélération AV 6,1 m	r=0,269
				Sprint AV 44,80 m	r=0,775
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	r=0,637
				Temps le plus rapide au sprint répété AV (89 m)	r=0,913
Runner et al. (2016)	NCAA DI	40♂	Sprint 36.9 m sur terrain, Temps du sprint	Sprint AV 27 m	r=0,46
				Sprint AR 27,43 m	r=0,37
				Sprint maximal AV 15,24 m avec élan	r=0,38

† Relation significative à un niveau $p < 0.05$; ‡ Relation significative à un niveau $p < 0.01$; AV: avant; AR: arrière

En résumé des sections 1.2.1 et 1.2.2 nous avons vu que peu de variables physiologiques étaient associées aux performances directes des joueurs ou à leur potentiel de succès. Il demeure néanmoins que les entraîneurs attribuent une importance subjective à la condition physique des joueurs et que le niveau joué des joueurs amènerait les adaptations physiques observées. Les entraîneurs de la LNH ont rapporté que le développement de la vitesse est une des qualités les plus entraînées par les équipes, mais demeurerait l'une des moins évaluées (Ebben et al., 2004). Certains tests hors glace (p.ex., VJ, SLJ, Wingate, Sprint, 1RM squat) obtenaient de bonnes corrélations avec la vitesse sur la glace. Ces associations permettraient de connaître les forces et les faiblesses individuelles et d'apporter des ajustements aux entraînements si nécessaire (Ebben et al., 2004). Il existe toutefois un manque de consensus sur les méthodes à utiliser pour l'évaluation de la force maximale puisque les corrélations trouvées sont peu concluantes. Peu d'associations ont été trouvées entre les tests physiques de terrain, la vitesse arrière et l'accélération en patinage. Ces actions demeurent des caractéristiques très importantes dans l'habileté de patinage des joueurs et sont fréquemment produites lors du jeu (Brocherie et al., 2018; Lignell et al., 2018; Renger, 1994). De nouvelles méthodes de mesure valides et pratiques et une analyse plus approfondie seraient nécessaires pour ces variables. Nous élaborerons la prochaine section sur la biomécanique du patinage. Notre objectif sera de comprendre la cinématique des différentes phases de patinage (c.-à-d., accélération et vitesse maximale) afin d'élucider les sollicitations articulaires rencontrées. Des tests spécifiques de force maximale seront proposés.

1.3 Analyse biomécanique du patinage

Cette partie de la revue de littérature documentera les sollicitations articulaires et musculaires des membres inférieurs résultant d'un effort maximal en patinage chez les joueurs de hockey. Nous aborderons le cycle de patinage (section 1.3.1) et la cinématique de patinage (section 1.3.2). Les articulations et groupes musculaires devant être évalués lors de tests de force maximale seront identifiés.

1.3.1 Cycle du patinage

1.3.1.1 Cycle du patinage avant

Le cycle de patinage est un mouvement biphasique comprenant une phase d'appui et une phase d'oscillation (Figure 1.5) (Bracko, 2004; Pearsall et Turcotte, 2000). Ces phases sont subdivisées en sous-phases de propulsion à simple appui (c.-à-d. un patin sur la glace), propulsion à double appui (c.-à-d. deux patins sur la glace) et d'envol ou de récupération à appui simple (Figure 1.5 et Figure 1.6) (Bracko, 2004). Les instants à double appui et simple appui correspondent respectivement à approximativement 18% et 82% de la phase d'appui (Pearsall et Turcotte, 2000). C'est lors du double appui que l'accélération du centre de masse vers l'avant se produit (Pearsall et Turcotte, 2000).

Les mouvements articulaires lors de la phase de propulsion sont caractérisés par une rotation externe, une abduction ainsi qu'une extension à la hanche (Pearsall et Turcotte, 2000). La rotation externe de la hanche permet à la jambe de pivoter le patin latéralement, permettant ainsi à la lame du patin d'optimiser la poussée et de propulser le corps vers l'avant (Figure 1.7, (1)). Suite à la rotation externe de la cuisse et à l'extension initiale de la hanche et du genou survient la phase de propulsion. Ensuite, lorsque le patin controlatéral touche la surface de la glace, il s'ensuit la phase de double appui de la propulsion et celle-ci est caractérisée par l'extension rapide du genou, l'hyperextension ainsi que l'abduction de la hanche et la flexion plantaire de la cheville. Finalement, la phase de récupération est caractérisée par une dorsiflexion de la cheville, une flexion du genou et une flexion, rotation interne et adduction de la hanche (Pearsall et Turcotte, 2000). Le mouvement se fait donc dans le plan frontal, sagittal et transversal ; il est tridimensionnel.

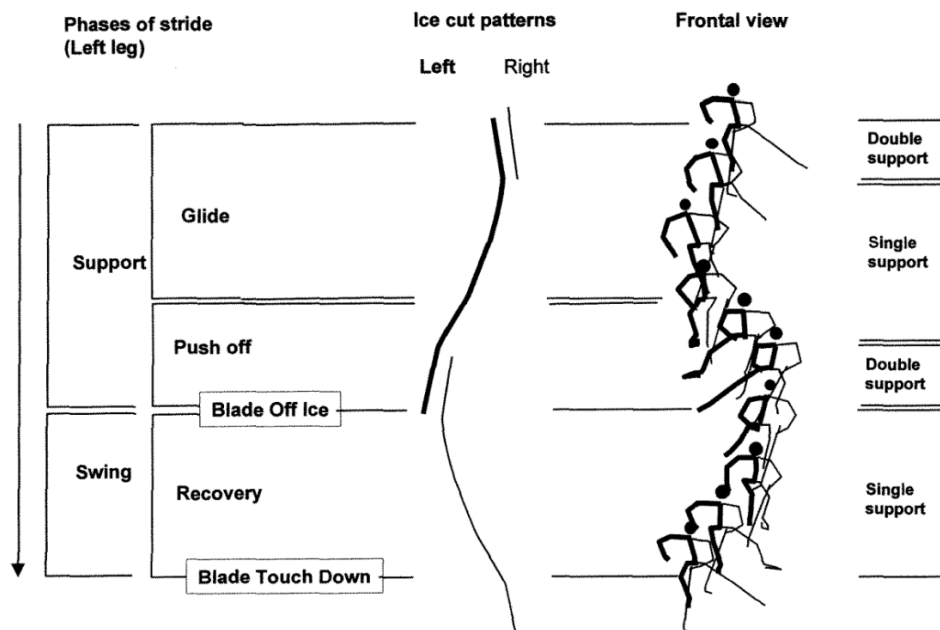


Figure 1.5 Phases de la foulée de patinage en vue frontale. La phase d'appui correspond à « Support » et la phase d'oscillation à « Swing ». Ensuite, dans le « Support », nous retrouvons la sous-phase de propulsion à simple appui correspondant à la fin de « Glide » et début de « Push off » et la propulsion à double appui correspondant à la fin de « Push off ». Dans le « Swing », nous retrouvons la phase d'envol ou de récupération à appui simple correspondant à « Recovery ». D'après Pearsall et Turcotte (2000)¹³.

¹³ Ce chapitre a été publié dans le livre *Exercise and sport science*, vol 1, Garrett, W.E.; Kirkendall, D.T. , p.675-692, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de redistribution.

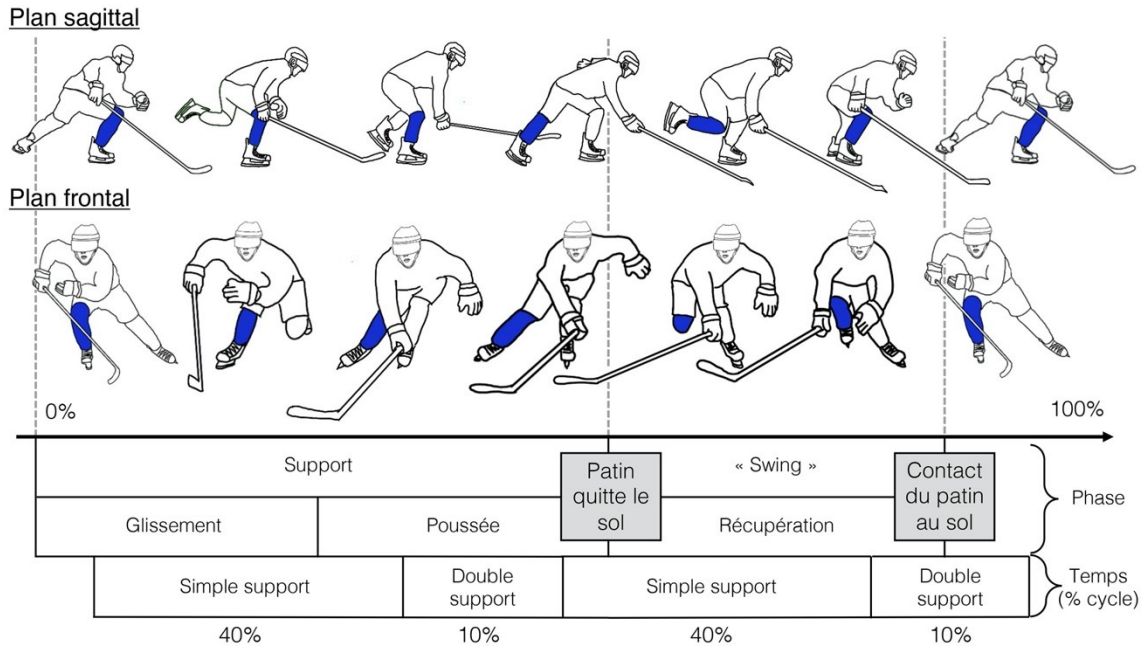


Figure 1.6 Séquence d'un cycle de patinage avant de la jambe droite vue dans le plan sagittal (A) et frontale (B). Le cycle de patinage est subdivisé en deux phases identifiées par celles de « Support » et « Swing ». Adapté de Pearsall et Turcotte (2000)¹³.

1.3.1.2 Différences cinématiques entre le patinage avant et le patinage arrière

Un cycle complet de patinage arrière utilisant la technique « C-cut » est une combinaison de deux foulées qui incluent une poussée latérale de la jambe droite et de la jambe gauche. La force doit être appliquée dans la direction latérale et antérieure (vers l'avant) de la vue du joueur (Pearsall et Turcotte, 2000). La jambe de poussée doit donc faire une rotation interne, contrairement à la rotation externe de la jambe observée au patinage avant.

¹³ Ce chapitre a été publié dans le livre *Exercise and sport science*, vol 1, Garrett, W.E.; Kirkendall, D.T., p.675-692, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission d'adaptation.

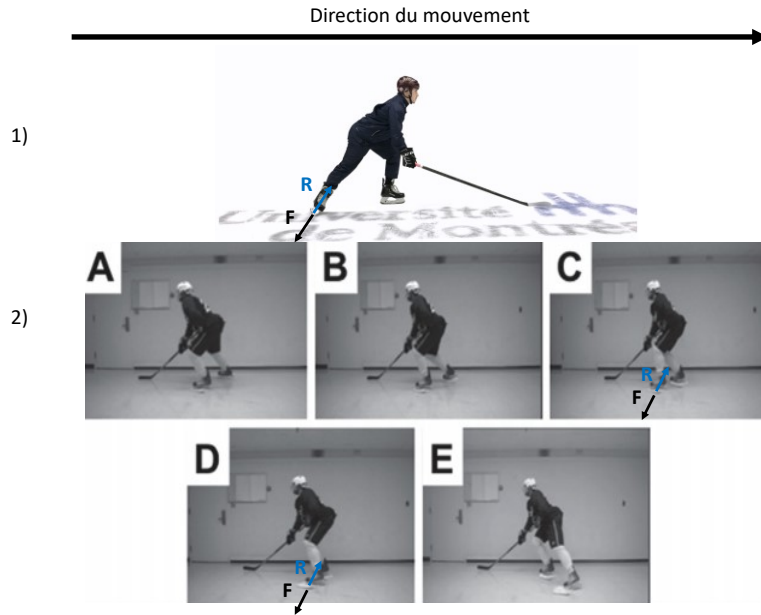


Figure 1.7 Direction du mouvement et de la force produite (F).1) Patinage avant en vue sagittale et 2) Patinage arrière. D’après Wolfinger et Davenport (2016)¹⁴.

La différence de cinématique entre le patinage vers l’avant et le patinage vers l’arrière a peu été étudiée au hockey sur glace. Le cycle de patinage se ressemble. Cependant, le patinage arrière, utilisant la technique « C-cut », n’a pas de phase de « swing » puisque les deux patins demeurent toujours en contact sur la glace. Il devient alors difficile de bien définir le moment du « contact au sol du patin » et celui du « patin quittant le sol » (Figure 1.6). Wu et al. (2016) ont défini le moment du « contact au sol du patin » où il y a la plus grande flexion de la hanche et la « poussée » celui où la hanche est le plus en extension. Bien que les études aient seulement utilisé le plan sagittal pour distinguer les types de patinage, le patinage arrière implique de moins grandes amplitudes articulaires en extension des hanches, des genoux et des chevilles lors de la phase de propulsion qu’en patinage avant. Il est aussi impossible de maintenir une position inclinée du tronc vers la direction du mouvement, et c’est pourquoi une posture plus fléchie est adoptée aux articulations des hanches et des genoux (Pearsall et Turcotte, 2000). Le tronc moins fléchi vers l’avant limite aussi l’extension complète de la jambe. Ces différences cinématiques

¹⁴ Cet article a été publié dans *International journal of sports physical therapy*, vol 11, Wolfinger, Christopher R; Davenport, Todd E, p.482-495, © American Academy of Sports Physical Therapy (2020). Avec permission de redistribution.

peuvent expliquer pourquoi la vitesse maximale atteinte en patinage arrière correspond à approximativement 80% de celle du patinage avant (Marino et Grasse, 1993; Pearsall et Turcotte, 2000; Wu et al., 2016).

Marino et Grasse (1993) ont mis en évidence quelques facteurs expliquant la vitesse atteinte en patinage arrière. Le temps du cycle ($r=0,68$, $p<0,05$), la largeur du cycle ($r=0,80$, $p<0,05$), la fréquence du cycle ($r=-0,70$, $p<0,05$) et la longueur du cycle ($r=0,85$, $p<0,05$) sont les facteurs étant les mieux associés à la vitesse du patinage vers l'arrière. Ces relations pourraient s'interpréter de sorte qu'un joueur étant capable de générer une grande force latérale (largeur et longueur des foulées) dans un court laps de temps sera en mesure d'atteindre une vitesse supérieure. L'impulsion de la jambe de poussée est donc un facteur déterminant selon Marino et Grasse (1993).

En résumé, bien que les cycles de patinage en direction avant et arrière soient similaires, il existe quelques différences techniques permettant aux joueurs de patiner beaucoup plus rapidement en patinage avant. Étant donné que la cinématique du patinage arrière a peu été étudiée, la continuité de cette section sera sur le patinage avant. Une analyse approfondie des demandes musculaires et de la cinématique du mouvement du patinage avant sera présentée dans la section 1.3.2.

1.3.2 Cinématique et activités musculaires du patinage avant

1.3.2.1 Implications cinématiques et musculaires en fonction de la vitesse de patinage

Le patinage avant depuis l'arrêt passe d'une technique de course à pied (« running-like ») en début de mouvement (c.-à-d. la phase d'accélération) à un mouvement de glisse (« steady-state ») vers l'atteinte de vitesse maximale (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015). La transition de course vers celle de glissement a été identifiée à la 3^e foulée, plus précisément au 5^e pas (Budarick et al., 2018). Le moment de transition se fait lorsque le centre de masse subit ses premières décélérations (lors de la phase de glissement) et lorsque la largeur des pas diminue et devient constante (Budarick et al., 2018). Bien que les mouvements angulaires à la hanche demeurent inchangés avec l'augmentation de la vitesse (c.-à-d. une adduction et flexion de la hanche au contact initial suivie d'un mouvement

coordonné d'abduction, extension, et de rotation externe à la phase de propulsion), les différentes phases de vitesse amèneraient des changements dans le recrutement musculaire et le patron de mouvement (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Budarick et al., 2018).

Au niveau des activités musculaires, Pearsall et Turcotte (2000) ont rapporté les contributions des groupes musculaires en fonction de la phase du cycle de patinage (Figure 1.8). La contraction concentrique de la jambe lors de la phase de propulsion est caractérisée principalement par une activité des grands fessiers (extenseurs de la hanche), suivie d'une courte activité intense du vaste médial et du droit fémoral (extenseur du genou) 200 ms avant la fin de la poussée et d'une activité de 100 ms du soleus (fléchisseur plantaire de la cheville) à la fin de la poussée. La contraction excentrique de la jambe lors de la fin de la phase de propulsion et du début de la phase de récupération est plutôt caractérisée par une activité importante du groupe des ischiojambiers (semi-tendineux et le biceps fémoral) puis d'une activité du biceps fémoral et du gastrocnémien (antagonistes aux extenseurs du genou) qui coïncide avec l'activité des extenseurs du genou 200 ms avant la fin de la poussée. Les extenseurs et fléchisseurs de la jambe sont donc tous actifs juste avant la phase de glissement pour optimiser la position de la jambe avant la poussée, ce qui implique un mouvement complexe et coordonné.

La vitesse de patinage a un effet sur l'activité musculaire. Buckeridge, LeVangie, et al. (2015) ont mesuré les signaux d'électromyographies (EMG) des membres inférieurs et ont trouvé que l'activité des extenseurs du genou (vaste médial et les vastes latérales) augmentait significativement entre la phase d'accélération (premiers 10 mètres) et de vitesse maximale (derniers 10 mètres) d'un sprint en patin, contrairement aux gastrocnémiens qui présentaient une diminution significative de leur activité. La grande activité du gastrocnémien pendant la phase d'accélération serait expliquée par sa contribution à la flexion plantaire et à la flexion du genou qui sont caractéristiques des premières poussées de type « course à pied » à partir d'une position statique lors du départ en patin. Sa contribution devient moins importante avec l'augmentation de la vitesse, en raison de l'augmentation de l'activité des extenseurs des genoux générant une plus grande vitesse angulaire et amplitude de mouvement (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015). Les

autres muscles analysés (tibial antérieur et les grands fessiers) ne montraient pas des différences significatives ($p>0.05$), nous montrant leurs contributions similaires pour les deux phases de vitesse. Les sollicitations musculaires sont donc différentes en fonction de la phase de vitesse du sprint en patin. Il faut toutefois noter que l'activité musculaire des muscles antagonistes de la hanche lors de la poussée n'a pas été étudiée dans ces études puisque l'appareillage nécessaire aurait possiblement invalidé la technique de patinage (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Pearsall et Turcotte, 2000). Parmi ces groupes musculaires, les fléchisseurs et adducteurs de la hanche joueraient un rôle important dans la phase de récupération du cycle de patinage si l'on tient compte du mouvement effectué par la jambe durant cette phase (Bracko, 2004; Pearsall et Turcotte, 2000).

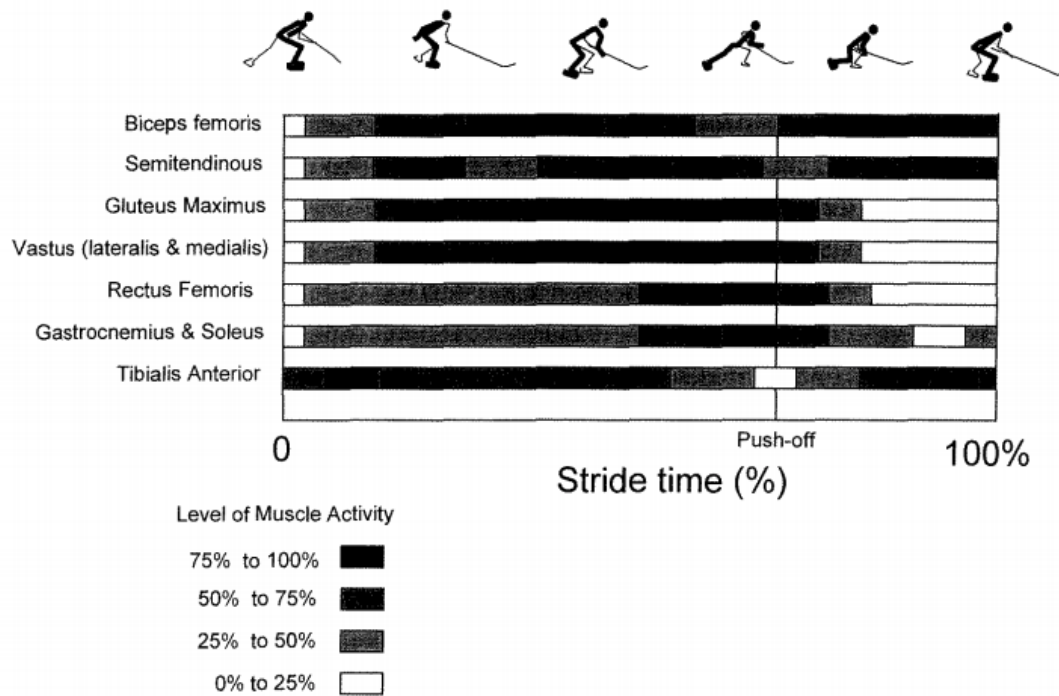


Figure 1.8 Niveau d'activité musculaire des membres inférieurs exprimé en pourcentage de la valeur maximale atteinte lors de la poussée durant le cycle de patinage avant. D'après (Pearsall et Turcotte, 2000)¹³.

Chang et al. (2009) ont mesuré les changements dans les signaux d'électromyographies (EMG) pour différents groupes musculaires spécifiques à la hanche (c.-à-d. grand adducteur, biceps fémoral et grand fessier) lors d'une augmentation contrôlée de la vitesse

¹³ Ce chapitre a été publié dans le livre *Exercise and sport science*, vol 1, Garrett, W.E.; Kirkendall, D.T., p.675-692, © Wolters Kluwer Health, Inc. (2020). Avec permission de redistribution.

de patinage sur tapis roulant à patin (3,33 m.s⁻¹, 5,00 m.s⁻¹ et 6,66 m.s⁻¹). Tous les muscles étudiés présentaient une augmentation d'activité, mais le grand adducteur présentait les changements les plus importants. L'amplitude (augmentation de 176% et 256% entre 3,33 m.s⁻¹ et 5,00 m.s⁻¹, et entre 3,33 m.s⁻¹ et 6,66 m.s⁻¹, respectivement, $p < 0,05$) et le temps d'activation (3,33 m.s⁻¹ et 5,00 m.s⁻¹, $p < 0,05$, ES=0,41; 3,33 m.s⁻¹ et 6,66 m.s⁻¹, $p < 0,05$, ES=1,35) étaient plus élevés lors du deuxième pic d'activation. Ce pic représentait la fin de la phase propulsion et le début de la récupération (entre 40 et 55% de la foulée, Figure 1.6). Les grands adducteurs sont donc des contributeurs essentiels à la performance du patinage, ce qui supporte le fait que les potentielles blessures à l'aîne puissent être reliées aux conditions qu'implique le patinage à haute vitesse (Chang et al., 2009). Cette dernière affirmation sera élaborée plus en détail dans la section 1.3.3. L'importance des grands adducteurs dans le cycle de patinage rapporté dans cette étude pourrait aussi impliquer une contribution importante des fléchisseurs à la hanche puisque les groupes musculaires de surfaces et proximaux aux grands adducteurs (c.-à-d. longs et courts adducteurs) produisent la flexion de la hanche. Le placement des électrodes EMG ne garantit pas la détection des signaux provenant uniquement des grands adducteurs dus au « crosstalk » des groupes musculaires avoisinants (Neumann, 2010). L'évaluation spécifique des fléchisseurs de la hanche chez les joueurs de hockey a été peu étudiée. Les résultats présentés montrent qu'ils peuvent aussi être des contributeurs importants pour le patinage à très haute vitesse, ce qui concorde avec leur importance observée au sprint de terrain (Deane et al., 2005).

Pour les angles articulaires, la phase d'accélération est caractérisée par une extension et rotation externe (0 à -35°) plus grande de la hanche que lors du patinage à vitesse constante (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015). L'orientation de la jambe et de la lame (45°) par rapport à la glace serait optimisée, permettant une meilleure propulsion vers l'avant lors de la poussée (Pearsall et Turcotte, 2000). Plus la vitesse de patinage augmente, plus l'amplitude et la vitesse d'abduction de la jambe augmentent lors de la poussée (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015). Ainsi, à vitesse constante, l'angle d'adduction de la hanche au contact initial est plus grand que lors de la phase d'accélération (16,6° vs 21,1°, $p < 0,05$, ES=0,90), expliquant en partie l'augmentation de l'amplitude dans le plan frontal

plus la vitesse de patinage augmente (Chang et al., 2009). En plus des différences d'amplitude de mouvement rapportées par Chang et al. (2009), la fréquence des foulées est aussi augmentée en raison de l'augmentation de vitesse angulaire de la jambe de poussée en abduction et extension (vitesse pic plus élevé de 60 à 65%), corroborant les résultats rapportés de Buckeridge, LeVangie, et al. (2015). L'étude de Chang et al. (2009) reposait sur l'utilisation d'un tapis roulant à patin pour contrôler les vitesses de patinage. Upjohn et al. (2008) ont eux aussi réalisé leur mesure à partir d'un tapis roulant et n'avaient pas trouvé de différence significative dans l'amplitude totale de la hanche, du genou et de la cheville avec l'augmentation de la vitesse de patinage. Des différences cinématiques entre le patinage sur tapis et la technique de patinage sur la glace sont observées et expliquées par une fréquence des foulées supérieure et une longueur de foulées moindre sur tapis roulant en raison d'un coefficient de friction plus élevé sur la surface synthétique que sur la glace (Nobes et al., 2003). Malgré des biais provenant de l'analyse sur tapis roulant, il semblerait que la fréquence et l'amplitude des mouvements de la hanche seraient des facteurs importants pour l'augmentation de la vitesse. Marino (1977) avait trouvé une corrélation positive entre la vitesse de patinage, l'augmentation de la fréquence des foulées et la diminution du temps en double appui (correspondant à 15% du temps total de la foulée à vitesse élevée). Ces données concordent aussi avec les résultats de Marino et Grasse (1993) indiquant que le patineur a intérêt à optimiser sa phase de propulsion en couvrant le plus de distance latéralement et horizontalement le plus rapidement possible.

Les grands fessiers, les quadriceps et les fléchisseurs plantaires de la cheville sont tous des groupes musculaires importants pour la propulsion de la jambe lors de la phase concentrique du mouvement. Ceci étant dit, l'étude de Chang et al. (2009) a montré que l'activité électromyographie musculaire regroupant les fléchisseurs de la jambe pouvait être supérieure à celle des extenseurs lors de l'initiation du retour de la jambe de propulsion. Les implications musculaires et articulaires diffèrent aussi en fonction de la phase du sprint. Les extenseurs de la hanche et fléchisseurs plantaires présentent une plus grande activité lors de la phase d'accélération, tandis que l'amplitude d'abduction, la vitesse angulaire dans le plan sagittal et frontal de la hanche et l'activité des extenseurs du genou sont plus grandes à des vitesses maximales (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Chang et al., 2009).

La contribution de la musculature des membres inférieurs est donc spécifique aux phases du cycle de patinage et du sprint. Il y aurait aussi une spécificité des phases selon les niveaux des joueurs, que nous aborderons à la section suivante.

1.3.2.2 Différences techniques entre les niveaux et le sexe des joueurs

La capacité d'accélération et d'atteinte de vitesse maximale très élevée varient en fonction du niveau des joueurs. L'étude de Buckeridge, LeVangie, et al. (2015) a mis en évidence une vitesse supérieure de 12% des joueurs élites (universitaire canadien) sur un sprint avant de 30 mètres par rapport aux joueurs de niveau récréatif. Les joueurs de meilleur niveau effectuaient les deux phases de patinage (accélération et vitesse maximale) respectivement 15% et 7% plus rapidement que les joueurs de niveau inférieur. Dans une autre étude, Buckeridge, von Tscherner, et al. (2015) ont aussi mesuré que les joueurs élites patinaient 11,7% et 11,2% plus rapidement que les joueurs de niveau récréatif dans la phase d'accélération et sur le sprint total. Il y a un consensus que les joueurs jouant dans les niveaux plus élevés sont en mesure de patiner plus rapidement. Ce constat a aussi été fait entre le sexe des joueurs de même niveau de compétition. Les hommes (H) comparativement aux femmes (F) au niveau universitaire canadien ont parcouru une plus grande distance en sept pas (H :13,43 ± 1,46 m ; F :12,88 ± 1,76 m, p=0,472), plus rapidement (H :1,82 ± 0,12 s; F : 1,97 ± 0,17 s, p=0,031) et donc, avec une vitesse pic supérieure (H :7,60 ± 0,28 m.s⁻¹; F : 6,98 ± 0,31 m.s⁻¹, p=0,001) (Shell et al., 2017). Des différences physiologiques, techniques et dans le recrutement musculaire en forment possiblement les multiples causes. Il serait préférable pour notre intérêt d'étudier des groupes de joueurs homogènes (c.-à.-d., même sexe et même niveau) afin de limiter l'effet des variables confondantes sur la capacité de patiner rapidement et de diriger notre attention sur les variables reliées aux capacités physiques et physiologiques uniquement. Quoiqu'il en soit, nous discuterons des différences cinétiques et cinématiques entre les niveaux ou le sexe des joueurs. Nous verrons que celles-ci peuvent expliquer les changements dans la condition physique ou physiologique des joueurs.

Des différences cinétiques et cinématiques ont été observées entre les niveaux des joueurs dans la phase d'accélération. Renaud et al. (2017) ont mesuré lors de cette phase (définie comme étant les 10 premières mètres d'un sprint en patin) une accélération maximale et une élévation verticale du centre de masse (5-7 cm) significativement plus grandes chez les joueurs plus expérimentés ($19,7 \pm 3,9$ années d'expérience, $9,3-10,6 \text{ m.s}^{-2}$) que chez les joueurs avec moins d'années d'expérience (9 ± 6 années d'expérience, $3,8-8,4 \text{ m.s}^{-2}$) ($p < 0,05$). Un effet de « bond » est créé, comme observé lors des sprints sur terrain, défini par le concept de masse-ressort, et aurait pour effet d'augmenter le pic de vitesse verticale et vers l'avant (de Koning et al., 1995; Morin et al., 2006). Les meilleurs joueurs ont aussi montré une fréquence des foulées supérieure à celle des joueurs de niveaux inférieurs (1,95 contre 1,7 foulées/seconde, $p < 0,05$), expliquée par un temps de retour de la jambe de poussée plus faible et un temps de double appui pratiquement inexistant pour le 2^e et 3^e pas (inférieur à 0,01 s) (Bracko, 2004; Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Renaud et al., 2017; Shell et al., 2017). De plus, les études sur la cinématique du patinage ont montré que les joueurs de plus hauts niveaux adoptaient une posture du tronc plus inclinée vers l'avant, permettant une plus grande extension de hanche et une plus grande amplitude de mouvement en extension-flexion qu'observées chez les joueurs de moins hauts niveaux (Bracko, 2004; Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Shell et al., 2017; Wu et al., 2016). L'amplitude de mouvement en abduction-adduction à la hanche était aussi supérieure chez les meilleurs joueurs (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Shell et al., 2017). En somme, leurs foulées seraient plus larges et plus longues que celles des joueurs de niveaux inférieurs (Figure 1.9). Ils seraient alors en mesure de produire une plus grande puissance lors de la propulsion. Renaud et al. (2017) n'avaient toutefois pas confirmé ce constat puisque aucune différence significative n'avait été mesurée entre les niveaux aux tests de saut en longueur bilatéral (joueurs expérimentés; $219,1 \pm 17,0$ cm, joueurs ayant moins d'expérience; $208,5 \pm 18,8$ cm, $p = 0,28$). Toutefois, Shell et al. (2017) avaient trouvé des différences significatives dans le test du triple saut unilatéral horizontal entre les hommes et les femmes, témoignant la force explosive des jambes ($p < 0,05$). Dans cette étude, la différence de performance dans la phase d'accélération était attribuée à l'effet du sexe par rapport aux forces pouvant être développées par les hanches. Nous avons vu que des différences techniques sont observées entre les niveaux et les sexes. Ces différences

peuvent être expliquées par un développement de la force du bas du corps supérieur chez les joueurs de haut niveau, permettant une phase d'accélération plus rapide.

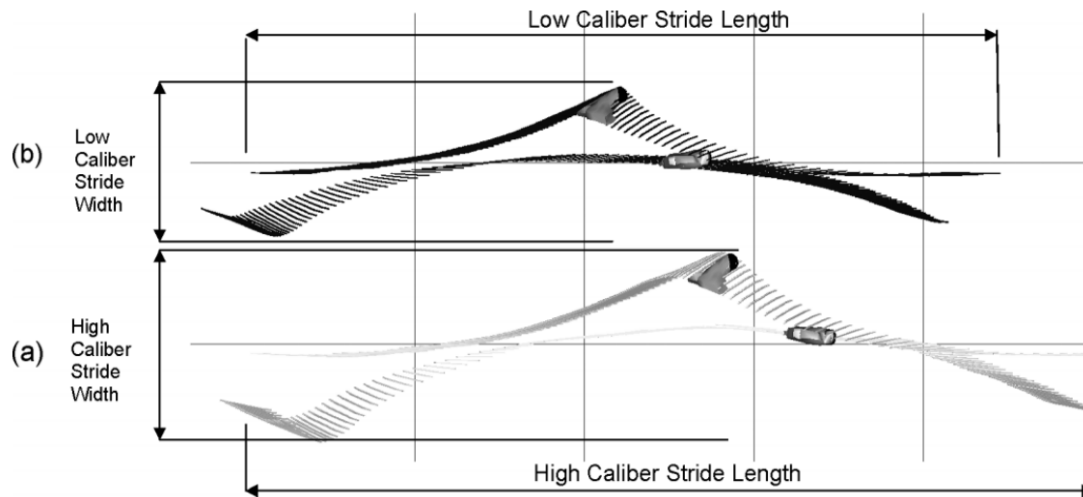


Figure 1.9 Comparaison de la largeur et de la longueur des foulées entre le niveau des joueurs. (a) Les joueurs de niveau inférieur et (b) les joueurs de haut niveau. D'après Upjohn et al. (2008)¹⁵.

La phase de vitesse maximale a montré des différences similaires à la phase d'accélération entre les niveaux des joueurs (Bracko, 2004; Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Upjohn et al., 2008). Toutefois, aucun effet du sexe n'a été trouvé chez des joueurs et joueuses de niveau universitaire canadien sur la largeur des foulées (Budarick et al., 2018). Dans cette étude, la cinématique articulaire était similaire entre les joueurs de sexe masculin et féminin à l'exception d'une abduction de la jambe supérieure de 7° durant l'entièreté de la foulée chez les hommes (Budarick et al., 2018). Cette différence serait due à un manque de force des hanches et une orientation différente du bassin chez les femmes qui, selon Shell et al. (2017), aurait un impact sur la vitesse de patinage. La vitesse maximale supérieure des hommes était plutôt due à leur phase d'accélération plus rapide (Budarick et al., 2018; Shell et al., 2017). En revenant aux différences cinématiques entre le niveau des joueurs de même sexe, Upjohn et al. (2008) ont catégorisé le niveau des joueurs en fonction des précédents niveaux joués et les années d'expérience jouées et ont montré que le moment du « contact

¹⁵ Cet article a été publié dans *Sports biomechanics*, vol 7, Upjohn, Tegan; Turcotte, René; Pearsall, David J; Loh, Jonathan, p.206-221, © Taylor & Francis (2020). Avec permission de redistribution.

du patin au sol » (Figure 1.6) des joueurs de haut niveau s'effectuait à une plus grande vitesse angulaire en flexion à la hanche ($51,6 \pm 21,9^\circ \cdot s^{-1}$ vs $4,6 \pm 27,9^\circ \cdot s^{-1}$, $p=0,009$). Le retour de la jambe après la poussée jusqu'au « contact du patin au sol » était plus rapide, pouvant ainsi augmenter la fréquence des foulées, tel qu'observé dans la phase d'accélération (Renaud et al., 2017). Une grande force excentrique et concentrique en flexion optimise le cycle d'étirement-raccourcissement des grands fessiers pour la poussée subséquente (Robbins et al., 2018). Une meilleure puissance musculaire au saut vertical et horizontal était mesurée chez les joueurs de haut niveau dans l'étude d'Upjohn et al. (2008) ($p < 0,05$), rejoignant les résultats de Shell et al. (2017). Il semblerait donc y avoir un lien entre la puissance et la force développée par la musculature de la hanche et la vitesse maximale en patin.

La sollicitation de l'articulation de la hanche est hautement accentuée avec la vitesse de patinage et les niveaux des joueurs. Elle est notamment sollicitée dans tous les axes de mouvements durant l'accélération et la vitesse maximale en patinage avant et arrière. Nous avons vu que la technique serait un facteur déterminant à la vitesse de patinage entre les différents calibres. Cependant, la force et la puissance musculaire des membres inférieurs pourraient aussi jouer un rôle important entre les joueurs de même calibre. La prochaine partie de cette section présentera les évaluations effectuées dans le milieu du sport collectif spécifiques à la musculature entourant l'articulation de la hanche.

1.3.3 Évaluation de la force en lien avec la fonction de la hanche

La hanche représente l'endroit avec la plus grande proportion des blessures non traumatiques par les joueurs de hockey (Emery et Meeuwisse, 2006). La mesure des forces générées aux hanches a surtout été étudiée à des fins de prévention et de détection des risques de blessures. Les adducteurs, abducteurs, fléchisseurs et extenseurs du genou et de la hanche font tous partie des groupes musculaires étudiés par ces études. Elles ont montré qu'un manque de force ou un déséquilibre entre les muscles agonistes et antagonistes serait associé à un risque accru de blessures (Moreno-Pérez et al., 2019; Orchard et al., 1997; Tyler et al., 2001). Aucune étude à notre connaissance n'a établi de relations entre

les forces pouvant être développées spécifiquement aux hanches et la performance en patinage sur la glace. Les différentes évaluations possibles pour mesurer la force maximale des athlètes seront abordées dans cette section. Une brève revue de littérature sera faite sur les évaluations de la force dynamique (1.3.3.1) et isométrique (1.3.3.2) pour finalement proposer des tests de forces maximales spécifiques aux joueurs de hockey.

1.3.3.1 Force maximale dynamique

La mesure de force dynamique est très certainement l'une des formes d'évaluation les plus communes pour évaluer la force maximale des athlètes (Suchomel et al., 2016). Les précédentes études faites sur les joueurs de soccer élites (meilleur niveau de Norvège et Division 1 des États-Unis) ont montré de fortes corrélations négatives ($r < -0,5437$, $p < 0,05$) entre la force maximale développée au test d'une répétition maximale (1RM) au squat avec la phase d'accélération (~10 m) et la phase de vitesse maximale (~30 m) (McBride et al., 2009; Wisløff et al., 2004). Ces types de tests sont isoinertiels (c.-à-d. charge constante pendant le mouvement complet) et sollicitent plusieurs articulations (polyarticulaires). Une des limites associées à ces tests est qu'ils peuvent être surchargeant pour le système neuromusculaire, amenant un risque de blessures accru, une familiarisation plus longue et donc un coût logistique plus élevé (Abernethy et al., 1995). De plus, les corrélations trouvées avec les tests de sprint sur glace sont contradictoires (section 1.2.2.3). La direction du mouvement se fait dans un seul axe et rend le test peu spécifique à la cinématique de patinage. Des tests dynamiques monoarticulaires peuvent se faire plus rapidement, avec moins de familiarisation et sur plusieurs axes.

Une des formes les plus étudiées et valides des tests monoarticulaires dynamiques est les tests avec dynamomètre isocinétique (Stark et al., 2011). Ils ont montré une meilleure fiabilité ainsi qu'objectivité que les tests polyarticulaires. Ils permettent de mesurer plusieurs variables reliées à la force (p.ex., force maximale, courbe de force, angle à la force maximale, etc.) et peuvent comparer la variabilité inter-membre et entre les groupes musculaires agonistes et antagonistes sur les variables mesurées (Abernethy et al., 1995). Certaines études ont montré que la force concentrique et excentrique des fléchisseurs et extenseurs de genoux était associée à la vitesse de sprint sur terrain (Booyesen et al., 2016; Cometti et al., 2001). De plus, un débalancement inter-membre dans la force excentrique

des fléchisseurs affectait négativement le sprint sur terrain chez des sportifs adultes de sports variés (Lockie et al., 2012). Les études faites sur le sprint au hockey sur la glace nous ont toutefois montré des relations contradictoires avec ces tests isocinétiques et aucune étude n'a évalué l'articulation de la hanche (seulement l'articulation du genou a été investiguée) (section 1.2.2.3). L'accessibilité des appareils isocinétiques (p. ex. Biodex, Cybex) est aussi restreinte puisque ce sont des outils très dispendieux et spécifiques à l'utilisation en laboratoire ou en clinique de réadaptation (Dvir, 1991; Stark et al., 2011). Les organisations sportives de plus petites échelles y ont donc peu accès. Une méthode d'évaluation plus abordable est à favoriser.

1.3.3.2 Force maximale isométrique

Une alternative aux tests dynamiques serait les tests de forces maximales isométriques. Ils sont simples d'utilisation, impliquent un risque minimal de blessures et obtiennent un niveau de fiabilité élevé (Juneja et al., 2012; Suchomel et al., 2016). Il demeure néanmoins qu'ils ont quelques limites. L'une des plus grandes critiques apportée à leur utilisation est qu'ils ne reflètent pas les gestes sportifs dynamiques faits à de très grandes vitesses (Abernethy et al., 1995). Ils ont toutefois montré des corrélations moyennes à grandes avec les sprints sur terrains chez des athlètes de sports collectifs de niveau professionnel (Lum et al., 2020). La force maximale pic mesurée par ce type de test est aussi fortement corrélée avec des mouvements maximaux dynamiques tels que le squat ($r=0,61-0,97$, $p<0,05$), le saut avec contre-mouvement ($r=0,72$, $p<0,05$) et certains mouvements d'haltérophilie (épaulé et jeté $r=0,67-0,72$, $p<0,05$) chez une population athlétique variée (Dos'Santos et al., 2017; Juneja et al., 2012; McGuigan et al., 2010; McGuigan et Winchester, 2008). Alegre et al. (2006) a montré que suite à un entraînement isoinertiel visant l'amélioration de la force chez des sujets adultes et actifs, la force isométrique maximale développée au squat isométrique subissait une augmentation non significative de plus de 4,5%, mais significativement plus élevée que le groupe contrôle après 13 semaines d'entraînement avec une charge légère et progressive (entre 30 et 60% du 1RM). De plus, le taux de développement de la force au test isométrique et la force développée après 500 ms augmentait significativement de plus de 23,8% et 11,7% respectivement ($p<0,05$). Les tests les plus utilisés dans la littérature sont le tirage isométrique à mi-cuisse et le squat isométrique, deux évaluations polyarticulaires. La direction de la force produite lors de ces

tests est seulement effectuée dans le plan sagittal comme pour la plupart des évaluations polyarticulaires dynamiques. Comme c'est le cas des tests monoarticulaires isocinétiques, les tests isométriques peuvent très bien se faire selon plusieurs axes de mouvements. La force isométrique spécifique à l'extension et la flexion du genou ainsi que la flexion plantaire de la cheville font partis des seuls groupes musculaires étudiés et leurs corrélations avec le sprint de terrain ont montré peu d'évidences dans la revue Juneja et al. (2012). Une étude de Deane et al. (2005) a cependant évalué l'effet d'un entraînement en résistance de huit semaines spécifique au développement de la force en flexion de la hanche. La force isométrique maximale en flexion de la hanche, le temps du sprint sur une distance de 40 et 10 verges et le temps de course avec changement de direction ont, entre autres, été évalués chez des sujets adultes et physiquement actifs avant et après l'intervention. Suite au programme d'entraînement, les participants qui réalisaient l'intervention avaient augmenté leur force isométrique maximale en flexion de la hanche (12,2%, $p < 0,002$). De plus, le temps de sprint sur une distance de 40 verges (3,8%, $p < 0,002$) et la course avec changement de direction (9,0%, $p < 0,002$) avait diminué significativement. Ces changements n'étaient pas observés chez le groupe contrôle ne recevant aucune intervention spécifique. Les autres tests de force spécifiques aux axes de mouvement de la hanche ont principalement été faits à des fins de prévention et de détection des risques de blessures (Moreno-Pérez et al., 2019; Orchard et al., 1997; Tyler et al., 2001). Comme discuté dans la section 1.3.2, le patinage est un mouvement biphasique et l'articulation de la hanche est sollicitée dans tous ses axes lors d'efforts maximaux en sprint. De plus, la sollicitation musculaire des agonistes et antagonistes est complexe et coordonnée. L'utilisation de tests rapides permettant de connaître la variabilité inter-membre et intra-membre comme les tests isocinétiques serait intéressantes. Les tests de force isométriques monoarticulaire peuvent donc être utilisés.

Un outil souvent utilisé pour mesurer la force isométrique monoarticulaire est le dynamomètre manuel. Bien que ce soit un outil prôné par sa grande versatilité et accessibilité, sa fiabilité inter-évaluateur demeure faible puisque la force produite pour retenir le mouvement des participants peut varier entre les évaluateurs (Krause et al., 2014). Ils existeraient donc un biais systématique entre les évaluateurs et principalement chez la

population athlétique (Thorborg et al., 2013). De nouveaux outils comme le Groinbar (Vald performance, Queensland, Australie) ont été développés et permettent au participant de développer leur force contre une structure fixe, réduisant cette variabilité. Desmyttere et al. (2019) ont montré des niveaux de fiabilité allant bon à excellent pour la mesure de force maximale en adduction, abduction, en rotation interne et externe et en flexion et extension de la hanche à l'aide du GroinBar (Tableau 1.14). Des données normatives au hockey sur glace chez les joueurs de la ligue nationale de Suisse ont aussi récemment été publiées pour les forces mesurées en adduction et en abduction de la hanche (Tableau 1.15) (Oliveras et al., 2020). L'utilisation de cet outil pour la mesure des forces générées à la hanche pourrait permettre d'établir des relations avec la performance en sprint sur la glace.

Tableau 1.14 Fiabilité test-retest des forces normalisées des hanches avec l'utilisation du Groinbar. D'après Desmyttere et al. (2019)¹⁶.

Measures	Test ^a	Retest ^a	ICC (95% CI)	SEM (N.kg ⁻¹)	SEM%	Bias	95% LOA	
	(N.kg ⁻¹)	(N.kg ⁻¹)					Lower	Upper
Peak force								
ADD	4.9 ± 1.1	4.8 ± 1.0	0.85 (0.74–0.92)	0.39	8.2	0.1	-0.9	1.2
ABD	4.7 ± 0.6	4.6 ± 0.7	0.82 (0.67–0.90)	0.29	6.2	0.1	-0.6	0.9
ER	1.8 ± 0.3	1.8 ± 0.3	0.88 (0.79–0.94)	0.10	5.7	0.0	-0.3	0.3
IR	2.1 ± 0.6	2.2 ± 0.6	0.77 (0.60–0.87)	0.28	13.0	-0.1	-0.9	0.6
EXT	4.2 ± 1.1	4.3 ± 1.0	0.75 (0.58–0.86)	0.52	12.2	-0.1	-1.5	1.4
FLEX	3.2 ± 0.6	3.1 ± 0.5	0.53 (0.26–0.72)	0.37	11.8	0.0	-1.0	1.1
Average peak force								
ADD	4.7 ± 1.1	4.5 ± 1.0	0.92 (0.85–0.93)	0.29	6.3	0.2	-0.9	1.2
ABD	4.5 ± 0.6	4.4 ± 0.7	0.90 (0.80–0.95)	0.21	4.7	0.1	-0.6	0.9
ER	1.7 ± 0.3	1.7 ± 0.3	0.95 (0.90–0.97)	0.07	4.1	0.0	-0.3	0.3
IR	1.9 ± 0.5	2.0 ± 0.5	0.90 (0.80–0.95)	0.17	8.8	-0.1	-0.7	0.5
EXT	3.9 ± 1.0	4.0 ± 1.0	0.86 (0.74–0.93)	0.37	9.4	0.0	-1.4	1.3
FLEX	3.0 ± 0.5	3.0 ± 0.5	0.77 (0.55–0.88)	0.25	8.4	0.0	-0.9	0.9

Tableau 1.15 Valeur de référence par position jouée chez les joueurs de hockey de la ligue nationale de Suisse pour les forces en abduction et en adduction de la hanche. D'après Oliveras et al. (2020)¹⁷.

	Absolute strength (N)			Relative strength (N/kg)		
	Mean (95%CI)	Low	High	Mean (95%CI)	Low	High
Hip abductor						
Goalkeepers (n = 11)	466 (418–515)	<407	>515	5.52 (5.12–5.91)	<5.09	>5.97
Defenders (n = 59)	457 (439–474)	<406	>492	5.20 (5.02–5.39)	<4.80	>5.56
Forwards (n = 89)	460 (447–473)	<425	>491	5.36 (5.22–5.51)	<4.89	>5.72
Hip adductor						
Goalkeepers (n = 11)	491 (430–553)	<445	>531	5.85 (5.07–6.63)	<5.00	>6.50
Defenders (n = 59)	472 (449–495)	<436	>553	5.38 (5.13–5.63)	<4.73	>6.12
Forwards (n = 89)	467 (450–484)	<422	>522	5.45 (5.26–5.64)	<4.93	>6.01
Hip adductor:abductor						
Goalkeepers (n = 11)	1.07 (0.92–1.21)	<0.89	>1.17			
Defenders (n = 59)	1.05 (0.99–1.10)	<0.94	>1.17			
Forwards (n = 89)	1.02 (0.99–1.05)	<0.93	>1.13			

La performance en patinage sur la glace pourrait être prédite à partir des variables des tests de force isométrique et des évaluations de la condition physique discutées dans la section 1.2.2. Pour connaître les relations entre ces variables hors glace et prédire la vitesse de patinage avec une meilleure précision, des méthodes statistiques avancées peuvent être utilisées. La dernière section de cette revue de littérature portera sur les méthodes et techniques d'apprentissage automatique utilisées dans la littérature pour la prédiction de données sportives.

¹⁶ Cet article a été publié dans *Physical therapy in sport: official journal of the Association of Chartered Physiotherapists in Sports Medicine*, vol 37, Desmyttere, Gauthier; Gaudet, Sylvain; Begon, Mickael, p.138-143, © Elsevier (2020). Avec permission de rediffusion.

¹⁷ Cet article a été publié dans *Physical therapy in sport: official journal of the Association of Chartered Physiotherapists in Sports Medicine*, vol 43, Oliveras, Ruben; Bizzini, Mario; Brunner, Romana; Maffioletti, Nicola A, p.204-209, © Elsevier (2020). Avec permission de rediffusion.

1.4 Utilisation de l'apprentissage automatique dans le sport

En 1959, Arthur Samuel définit l'apprentissage automatique comme « *un domaine d'étude donnant aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés* » (Géron, 2019). C'est la science des données qui permet la programmation des ordinateurs afin qu'ils puissent apprendre, reconnaître et s'adapter automatiquement à de grands lots de données et aider les décideurs à estimer l'impact de multiples scénarios plausibles sur une ou des variables cibles (Bhavsar et al., 2017). De nos jours, l'ubiquité des technologies dans le monde du sport amène un flux grandissant de données, de plus en plus accessibles, qui convergent avec un intérêt tout aussi grandissant pour la science des données. L'apprentissage automatique permet la construction de modèles complexes qui peuvent mener à des prédictions plus précises que les méthodes statistiques traditionnelles (p. ex., régression linéaire simple ou multiple) (Abut et Akay, 2015). Comme beaucoup d'argent est rattaché aux résultats sportifs, la science des données dans le milieu sportif a connu une émergence au cours des dernières années puisque les parties prenantes désirent connaître l'issue des parties à venir (paris sportifs, médias, *preneurs de paris*, etc.) (Bunker et Thabtah, 2019). Les organisations sportives engagent de plus en plus de scientifiques du sport étant familiers avec la science des données pour la création de modèles intelligents puisqu'ils peuvent apporter de l'information supplémentaire dans le processus décisionnel, on qualifie parfois ces outils d'aides à la décision (Robertson, 2020; Schelling et Robertson, 2020). Récemment, Claudino et al. (2019) ont rapporté que les deux tiers des études investiguées utilisant les outils d'apprentissage automatique dans les sports d'équipe étaient sur les prédictions de performances sportives et, de ces études, seulement 5% étaient reliés à l'analyse des performances physiques. Cette dernière nous intéresse particulièrement pour notre étude puisqu'elle pourrait être impliquée dans l'identification du talent, la performance des athlètes ou la prédiction des réponses des athlètes à l'entraînement lors des compétitions (Schelling et Robertson, 2020). Le développement de systèmes automatisés pourrait permettre l'optimisation de plan d'entraînement pour maximiser l'atteinte de performances sportives spécifiques (Fister et al., 2015). Cette branche a été étudiée dans plusieurs sports (p. ex., natation (Edelmann-nusser et al., 2002) ; biathlon (Maier et al., 2018) ; athlétisme (Pantazopoulos et Maragoudakis, 2018; Przednowek et al., 2016); tirs à l'arc (Muazu Musa et al., 2019)), mais très peu d'études

ont été réalisées pour le hockey sur glace (Claudino et al., 2019; Liu et Schulte, 2018; R. Rocznio et al., 2016). Cette section débutera par l'analyse de cadres proposés, c'est-à-dire des étapes requises pour établir de bons modèles en apprentissage automatique, dans le milieu sportif et plus particulièrement dans l'analyse du mouvement (section 1.4.1). Ensuite, les outils et algorithmes précédemment utilisés pour la prédiction de données sportives seront présentés (section 1.4.2). Finalement, nous argumenterons sur l'utilisation de ces outils pour la prédiction des performances en patinage au hockey (section 1.4.3).

1.4.1 Construction de modèle d'apprentissage automatique

La prise de décision dans le milieu sportif est souvent subjective et fondée sur l'expertise des équipes d'entraîneurs (Schelling et Robertson, 2020). Un des nombreux défis rencontrés dans l'intégration de modèle prédictif pour la prédiction de paramètres sportifs est le manque de confiance du personnel face à ces outils. Ils craignent de perdre leur emploi puisque ces outils deviennent une menace pour leur pouvoir et leurs responsabilités (Robertson, 2020). Or, les algorithmes d'apprentissage automatique ou d'aide à la décision ont montré être profitables dans certains sports et donnent même parfois de meilleures prédictions que l'opinion des experts du domaine (Bunker et Thabtah, 2019; Robertson, 2020). Par exemple, une étude de Kahn (2003) rapporte qu'un algorithme de classification présentait de meilleures prédictions dans la classification des résultats de parties de la ligue nationale américaine de football (LNF) (victoire, défaite, nulle) (75% de précision) comparativement à huit experts du domaine et journalistes sportifs du site ESPN.com (63% de précision). Il faut toutefois être conscient de la réticence du milieu sportif à adopter ces nouvelles approches et comprendre les écarts d'opinions potentielles lors de l'intégration de ces modèles (voir Figure 1.10). Le schéma théorique tel que proposé par Halilaj et al. (2018) (Figure 1.11) utiliserait des étapes précises dans la construction des modèles (c.-à-d., développement de variables, entraînement et vérification des modèles) permettant d'obtenir des modèles d'apprentissage automatique robustes, ce qui aurait pour effet de diminuer ces réticences et rapprocher les écarts d'opinions potentiels (Bunker et Thabtah, 2019; Halilaj et al., 2018; Schelling et Robertson, 2020). Cette sous-section introduit les concepts de bases en apprentissage automatique et se fondera sur les travaux de Halilaj et al. (2018), Schelling et Robertson (2020) et Robertson (2020). Nous visons ici une

familiarisation avec les étapes proposées lors de la construction de modèle et la présentation des méthodes utilisées pour construire des modèles prédictifs robustes, efficaces et pragmatiques. Les enjeux liés à la dimensionnalité des données (section 1.4.1.1), la validation des résultats (section 1.4.1.2) et l'interprétation des résultats (section 1.4.1.3) seront successivement discutés.

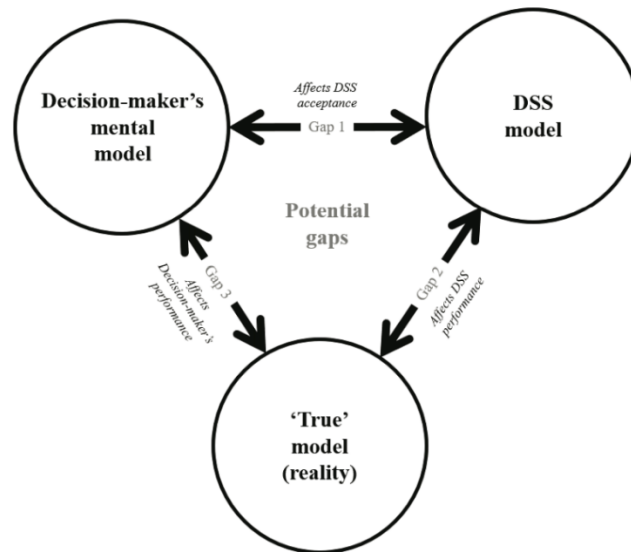


Figure 1.10 L'effet des trois écarts potentiels dans l'acceptation de modèles d'aide à la décision (DSS ou « *decision support system* » en anglais). L'acceptation se situe entre les écarts d'opinion des décideurs experts du milieu, le modèle DSS proposé et les « vrais » résultats du problème rencontré. D'après Schelling et Robertson (2020)¹⁸.

¹⁸ Cet article a été publié dans *International Journal of Computer Science in Sport*, vol 19, Schelling, Xavier; Robertson, Sam, p.1-23, Avec permission de rediffusion selon la licence CC BY-NC-ND 3.0.

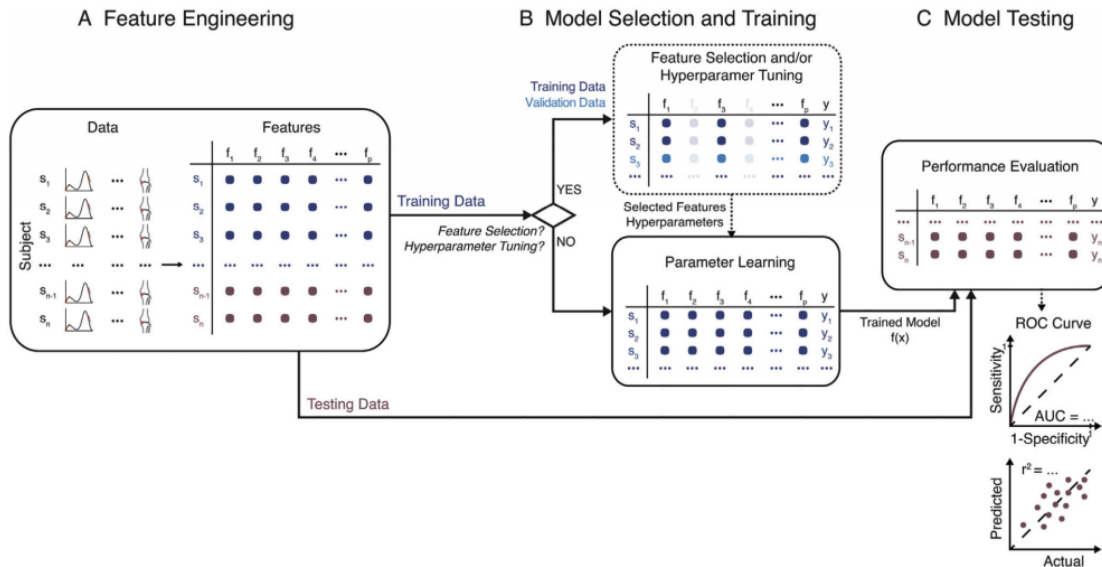


Figure 1.11 Étapes pour la construction de modèle prédictif robuste. (A) Lorsque le lot de données est de grandes dimensions (nombre de variables et d'observations), la sélection de variables est utilisée en premier temps pour diminuer la dimension des données. (B) Les données sont ensuite séparées en lot d'entraînement et de tests. On effectue la sélection du modèle et son entraînement (validation croisée) que sur le lot de données d'entraînement. Cette étape peut aussi inclure développement de nouvelles variables d'entrées et le réglage des paramètres (« *hyperparameters* ») des modèles. (C) La dernière étape consiste à tester le modèle développé en (B) sur le lot de données de test. D'après de Halilaj et al. (2018)¹⁹.

1.4.1.1 Dimensionnalité des données et méthodes de mitigation

L'une des premières étapes à considérer dans l'établissement d'un modèle prédictif supervisé est le nombre de variables d'entrées (c.-à-d., les variables indépendantes) par rapport aux nombres d'observations. Lorsque le nombre de variables d'entrées est plus grand que le nombre d'observations, le « fléau de la dimensionnalité » (ou « *curse of dimensionality* » en anglais) a plus de chance de se produire. Ce phénomène a comme conséquence un sur-apprentissage du modèle sur le lot des données d'entraînement et ne permet pas d'obtenir des prédictions généralisables sur un nouveau lot de données (c.-à-d., lot de données de test). Le modèle capture trop d'information en suivant trop précisément l'allure des données et ainsi, sur un nouveau lot de données, il réagit mal et perd son pouvoir prédictif (Figure 1.12). La première étape serait alors de bien sélectionner

¹⁹ Cet article a été publié dans *Journal of biomechanics*, vol 81, Halilaj, Eni; Rajagopal, Apoorva; Fiterau, Madalina; Hicks, Jennifer L; Hastie, Trevor J; Delp, Scott L, p.1-11, © Elsevier (2020). Avec permission de rediffusion.

et, au besoin, développer les variables (« *feature engineering* » en anglais, Figure 1.11 (A)) et/ou d'utiliser des approches de régularisation (Figure 1.11 (B)) pour diminuer le nombre de données d'entrées.

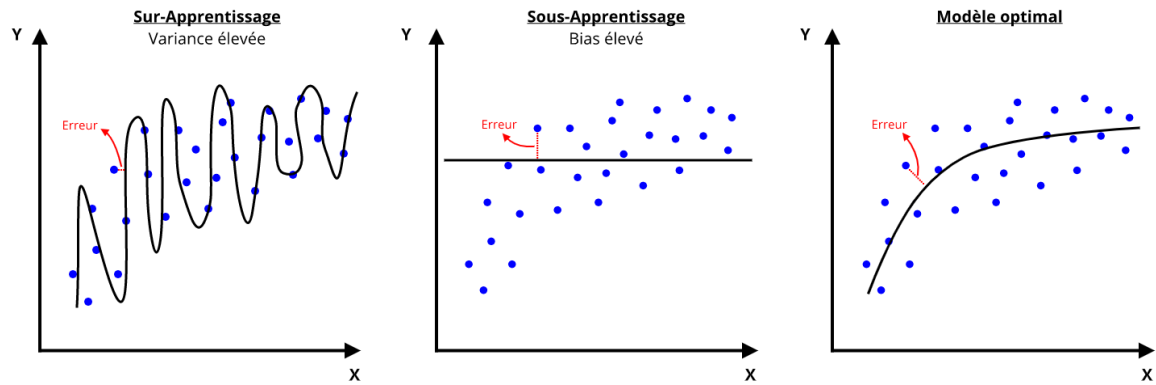


Figure 1.12 Concept de sur-apprentissage et de sous-apprentissage des modèles sur un lot de données.

Il existe des méthodes communément utilisées pour la réduction de dimension ou la transformation de données. Par exemple, pour la réduction de dimension, l'analyse par composante principale permet de regrouper des variables corrélées en sous-groupe de variables décorréelées ainsi nommées « composantes principales ». Ce type de méthodes rend toutefois l'interprétation des résultats plus difficile et peut donc rendre son application limitée pour le domaine de la prédiction sportive. Nous pouvons aussi nous fier aux sélections de variables préalablement établies par un expert du domaine pour la réduction de dimension. Des méthodes de régularisation obtenues en limitant les poids des variables d'entrées aux prédictions des modèles utilisés ont aussi montré des résultats intéressants pour réduire la dimensionnalité des données dans le sport (Jaspers et al., 2018; Przednowek et al., 2016; Przednowek et Wiktorowicz, 2013). Par exemple, la méthode de « *least absolute shrinkage and selection operator* » en anglais (lasso) est une méthode qui permet d'obtenir une sélection des variables d'entrées en plus de la régularisation des coefficients puisqu'il force le coefficient des variables ayant une importance négligeable à être nul. Ces algorithmes devraient être favorisés aux dépens des méthodes de régression pas-à-pas (« *stepwise* » en anglais) ou de *t*-test indépendant pour la sélection de variables surtout lorsque la dimension des variables est grande et qu'il existe une multicolinéarité

entre ces variables (Halilaj et al., 2018). De plus, la combinaison des variables (p. ex., force développée normalisée par la masse du sujet) serait à la fois un exemple de transformation et de réduction de données d'entrées. Aussi, pour la transformation des données, un exemple serait la normalisation des données (p. ex., par un score Z) qui est souvent utilisée dans les cas où les données n'ont pas les mêmes unités. Cette étape est fortement recommandée pour les données ou variables qui n'ont pas la même échelle (p. ex., poids et taille). Une fois ces processus de transformation de données et de réduction de dimension établis, les prédictions des modèles construits devront être validées (Figure 1.11 (B) et section 1.4.1.2) avant de les tester sur le lot de données de test (Figure 1.11 (C) et section 1.4.1.2). En suivant les recommandations proposées par Halilaj et al. (2018) et Schelling et Robertson (2020), nos analyses feront l'utilisation de la validation croisée et de l'évaluation de la performance à l'aide de la précision absolue (RMSE, MAE), relative (MAPE) ainsi que des mesures associatives (r^2).

1.4.1.2 Validation croisée et mesures de performance

Le succès d'un modèle prédictif est généralement mesuré par son habilité à prédire avec une bonne précision une ou des variables de sortie (c.-à-d., variables dépendantes). La performance des modèles peut être mesurée de plusieurs façons. Par exemple, pour les problèmes de régression, parmi les plus courantes sont l'erreur quadratique moyenne (« *root mean square errors* » en anglais ou RMSE) et l'erreur moyenne absolue ou relative en pourcentage (« *mean absolute error* » ou « *mean absolute percentage error* » en anglais pour MAE et MAPE, respectivement) (voir Tableau 1.16). La variance expliquée (r^2) est également souvent utilisée pour les modèles linéaires. Halilaj et al. (2018) ont recommandé d'utiliser un ensemble de mesure d'évaluation (au lieu de la précision seulement) afin d'interpréter les résultats de manière plus critique et de pouvoir les comparer avec les différents travaux antérieurs. Après avoir choisi les mesures d'erreur de prédiction, un processus de validation appelée la « validation croisée » permet de confirmer si les performances du modèle sont adéquates aux problèmes rencontrés (Halilaj et al., 2018; Robertson, 2020). La validation croisée est utilisée dans les cas où il y a peu d'observations et consiste en un processus itératif où le modèle s'entraîne sur un sous-ensemble du lot de données d'entraînement pour un nombre de fois défini (voir Figure 1.13). Une fois les performances validées, le modèle peut être utilisé sur un nouveau lot de données (lots de

données de test, Figure 1.11 (C)). Nous allons maintenant discuter de l'interprétation de ces résultats de prédiction.

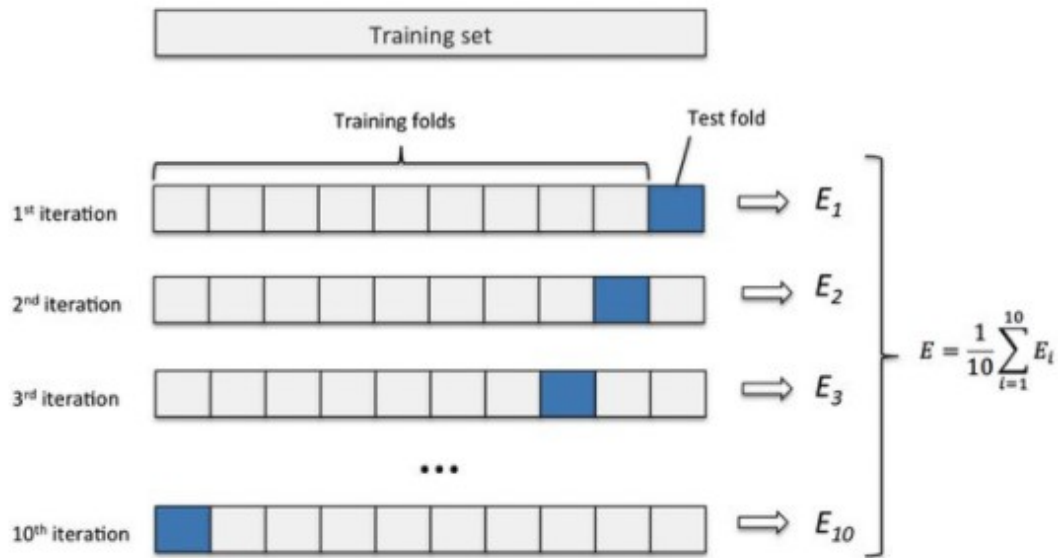


Figure 1.13 Figure représentant une validation croisée à 10 itérations (ou « 10-fold cross validation » en anglais). À partir du lot de données d’entraînement, 10 sous-ensembles de données d’entraînement et 1 sous-ensembles de tests sont créés. À chaque itération, le modèle s’entraîne sur le sous-ensemble d’entraînement et test sur le sous-ensemble de test, donnant ainsi une erreur de prédiction E_n . La moyenne et l’écart-type des prédictions du modèle sur les sous-ensembles de tests ($E_1, E_2, E_3 \dots, E_{10}$) sont ainsi calculés. Ceci permet d’éviter le surentraînement des modèles et de permettre une généralisation plus adaptée à un nouveau lot de données. D’après de Bunker et Thabtah (2019)²⁰.

1.4.1.3 Évaluation et interprétation des résultats

Un concept à considérer dans l’élaboration de modèles prédictifs est sa complexité par rapport aux compromis entre son biais et sa variance (« *bias-variance trade-off* » en anglais, Figure 1.14). Les modèles plus simples sont à risque de haut biais et de basse variance, les rendant plus à risque de sous-apprentissage (« *under-fitting* » en anglais) sur le lot de données d’entraînement, tandis que les modèles complexes ont moins de biais, mais plus de variance. Ces derniers sont donc plus à risque de sur-apprentissage (« *over-fitting* » en anglais) sur les données d’entraînement (Halilaj et al., 2018; Schelling et Robertson, 2020). Il est donc important de tenir compte de la complexité des modèles

²⁰ Cet article a été publié dans *Journal of biomechanics*, vol 81, Halilaj, Eni; Rajagopal, Apoorva; Fiterau, Madalina; Hicks, Jennifer L; Hastie, Trevor J; Delp, Scott L, p.1-11, © Elsevier (2020). Avec permission de rediffusion selon la licence CC BY-NC-ND 4.0.

utilisés et de comparer les erreurs de prédiction obtenues sur les données d'entraînement et de tests.

L'interprétation des résultats est aussi très importante pour la prédiction de données sportives. Le concept de parcimonie suggère que les modèles présentant les meilleurs résultats doivent aussi comporter un minimum de paramètres modifiés ou de nombres de variables d'entrées (« *optimum model complexity* » sur la Figure 1.14) (Schelling et Robertson, 2020). On ne veut donc pas utiliser plus de paramètres que nécessaire. Un modèle avec une haute parcimonie serait donc un modèle pour lequel les prédictions sont bonnes sans trop que le modèle soit complexe (p. ex., nombre de variables, nombre d'hyperparamètres optimisé, etc.), tandis qu'un modèle avec une basse parcimonie serait un modèle étant très complexe où le risque de sur-apprentissage est augmenté. Par exemple, comme modèle à basse parcimonie on pourrait retrouver les algorithmes à réseaux neuronaux. Bien qu'ils soient les plus souvent utilisés pour la prédiction de performance sportive (Claudino et al., 2019) et sont efficaces pour apprendre des relations complexes non linéaires sur de très grands lots de données à haute dimension, ils comprennent plusieurs paramètres ajustables (p. ex., choisir le type de fonction d'optimisation, le nombre de neurones cachés, le nombre de couches de neurones, etc.) qui les rendent très complexes à interpréter et à utiliser (Claudino et al., 2019; Halilaj et al., 2018). De plus, l'importance relative des variables d'entrées aux prédictions de ces modèles est difficilement établie et c'est pour cette raison que ces modèles sont catégorisés de type « boîtes noires » (Halilaj et al., 2018). Des modèles à parcimonie optimale sont beaucoup plus favorables au milieu sportif afin de faciliter la compréhension et l'adhésion à ces outils (Schelling et Robertson, 2020). Ce serait un autre compromis à tenir en compte dans l'établissement de modèles d'apprentissage automatique. Il faut être conscient des coûts et des bénéfices associés à l'ajout de paramètres dans un modèle par rapport au gain en précision obtenue par les prédictions.

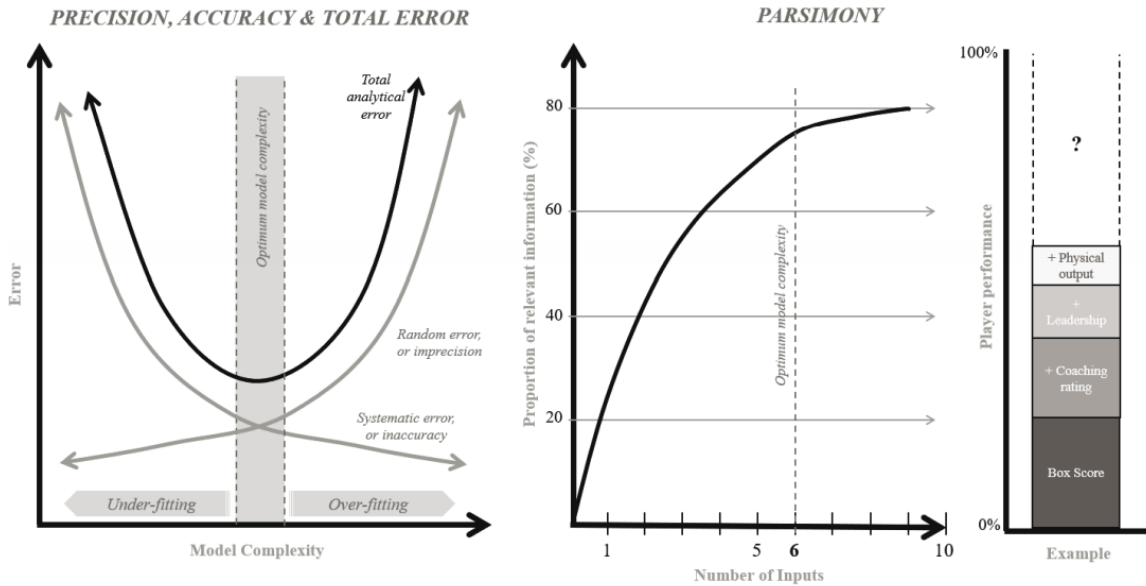


Figure 1.14 Exemple schématisé du compromis entre la variance et le biais ainsi que la parcimonie du modèle analysé. **Gauche** : Exemple schématisé du compromis entre la variance et le biais. La relation entre la précision, l'exactitude et l'erreur analytique totale. L'erreur totale de prédiction représente l'erreur globale du système qui est attribuée à l'imprécision (erreurs aléatoires ou variance) et à l'inexactitude (erreurs systématiques ou biais). Le modèle idéal vise un compromis entre la présence de biais et la variance des mesures. **Centre** : La parcimonie d'un modèle repose sur l'optimisation du nombre de variables sélectionnées pour maximiser ses performances. **Droite** : Exemple des différents facteurs expliquant les prédictions obtenues des modèles dans l'évaluation des performances d'un joueur de sport d'équipe. D'après Schelling et Robertson (2020)¹⁹.

En résumé, une des premières étapes dans la construction d'un modèle d'apprentissage automatique serait de réduire la dimension du lot de données lorsque le nombre de variables d'entrées est beaucoup plus grand que le nombre d'observations ou qu'il y a très peu d'observations. Ensuite, la normalisation des données (p. ex., score Z) est primordiale lorsque les données d'observation sont sur des échelles numériques variables, particulièrement pour les modèles linéaires. Les algorithmes de régularisation comme lasso pourraient aussi être utilisés pour la réduction de dimension. Ensuite, la validation croisée permettrait d'éviter les problèmes de sur-apprentissage ou de sous-apprentissage et accroître la généralisation des prédictions. L'utilisation de plusieurs mesures de performances permettrait de mieux reconnaître la qualité des prédictions obtenue.

¹⁹ Cet article a été publié dans *International Journal of Computer Science in Sport*, vol 19, Schelling, Xavier; Robertson, Sam, p.1-23, Avec permission de rediffusion selon la licence CC BY-NC 3.0.

Enfin, en regard des résultats obtenus selon le type de modèles utilisés, il vaudrait mieux faire confiance à un modèle moins performant, mais ayant une haute parcimonie et permettant d'identifier facilement les variables d'entrées importantes. Nous allons maintenant comparer les différents résultats obtenus au travers des études effectuées dans le milieu sportif utilisant des modèles complexes et des régressions simples.

1.4.2 Prédiction de données sportives avec l'apprentissage automatique

La prédiction de performances (p. ex, temps de nage, temps de cours, distance de lancer) à partir de données d'entraînement a jusqu'à maintenant été effectué dans les sports individuels (voir Tableau 1.16 et Tableau 1.17). En revanche, dans les sports d'équipe, on a plutôt tenté de prédire les résultats de compétitions, la charge d'entraînement ou le risque de blessures (Bunker et Thabtah, 2019; Claudino et al., 2019). Nous nous intéressons à la performance individuelle des joueurs de sport collectif puisque leur développement individuel apporterait des contributions au succès de leur équipe et, comme nous en avons discuté plus tôt, les variables d'entraînement sur lesquelles un préparateur physique peut travailler sont individuelles à chaque joueur et peuvent être optimisées pour améliorer ces performances individuelles. La connaissance des variables importantes, menant à davantage de variabilité dans les réponses individuelles à l'entraînement, permettrait de développer des interventions plus personnalisées et ainsi potentiellement améliorer les performances. Nous avons mentionné plus tôt que les réseaux de neurones artificiels (« *artificial neural network* » ou ANN en anglais) étaient parmi les algorithmes complexes les plus souvent utilisés et montraient des résultats prometteurs dans le milieu sportif (Claudino et al., 2019). Ceux-ci surpassent souvent les algorithmes de régression simple en termes de précision des prédictions (Tableau 1.16), ce qui pourrait apporter une réelle contribution au milieu sportif en augmentant la qualité des prédictions et permettant une meilleure prise de décision des équipes sportives à court et à long terme selon plusieurs contextes (Schelling et Robertson, 2020). Il faut dire que d'autres types d'algorithmes pourraient très bien performer pour la prédiction de données sportives. Nous discuterons dans cette sous-section des algorithmes ou méthodes favorables à différents contextes rencontrés à nous basant sur les résultats précédemment obtenus.

Tableau 1.16 Exemple de résultats obtenus d'études utilisant les réseaux de neurones ou des modèles de régression simple pour la prédiction de données sportives.

Études	Sports	Échantillon (n) et niveau de performance	Variables d'entrées (x)	Variables prédites (y)	Algorithmes utilisés	Mesure(s) d'erreur(s)	Erreurs de prédiction
Bartlett et al. (2017)	Football australien	n=41 Professionnel	6	Charge interne (« RPE »)	1) ANN 2) GEE	RMSE	1) ANN : 1,24±0,41 2) GEE : 1,58±0,41
Edelmann-nusser et al. (2002)	Natation	n=19 Olympique	10	Temps au 200 m en nage (dos)	1) ANN 2) MLR	MAE	1) ANN : 12,02±15,82 LEN points ¹ 2) MLR : 34,19±18,72 LEN points ¹
Jäger et al. (2017)	Course à pied	n=53 Amateur	2	Vitesse maximale moyenne au 4 X 1000 m	1) ANN 2) MLR	RMSE	1) ANN: 0,74 km·h ⁻¹ 2) MLR: 0,82 km·h ⁻¹
Maszczyk et al. (2012)	Natation	n=189 Amateur junior	20	Temps au 50 m et 800 m au crawl	1) ANN 2) RNL	1) Erreur absolue moyenne	50 m 800 m 1) ANN : 1) ANN : 0,68±0,70 s 8,40±12,22 s 2) RNL : 2) RNL : 1,16±0,91 s 11,56±12,70 s
Maszczyk et al. (2014)	Lancer du javelot	n=116 Amateur (18,0±0,5 ans)	41	Distance du lancer	1) ANN 2) RNL	1) NRMSE 2) Erreur absolue	2) Erreur absolue : ANN : 16,77 m RNL : 29,45 m
Kipp et al. (2019)	Athlétisme	n=21 Division 1	15	Changement dans la hauteur du saut vertical pre-post intervention	1) ANN	1) RMSE 2) r ²	1) RMSE (CI 95%) : ±0,84 (0,21, 1,47) cm 2) r ² : 0,89
Zhao et al. (2020)	Lutte	n=40 Collégiale	10	Score global de performance	1) ANN	1) MAPE	1) MAPE : ±5,49% MIN = 0,50% MAX = 12,97%

¹LEN-points est définie à partir d'un tableau pour la période entre 1997 et 2000 correspondants à une valeur allant de 1 à 1200 points où le record du monde réel (2 :06 :62 min à la nage (dos)) sert de valeur de référence de 1000 points.; ANN : « Artificial Neural Network » en anglais ou réseaux de neurones artificiels; GEE : système d'équation généralisée ; MLR : régression linéaire multiple ; RNL : régression non linéaire

Des études ont montré que dans certains cas des algorithmes de régularisation de type lasso pouvaient donner des prédictions similaires et même meilleures que des modèles de réseaux de neurones artificiels (Jaspers et al., 2018; Przednowek et al., 2016; Przednowek et Wiktorowicz, 2013) (voir Tableau 1.17). Ainsi, une des possibles contraintes rapportées pour utiliser l'ANN est le nombre d'observations limité et ce peut être souvent le cas dans le milieu sportif (Jaspers et al., 2018). Ceci aurait pour effet de réduire les capacités d'ANN à retrouver les liens complexes et non-linéaires entre les variables. Pour obtenir de bonnes prédictions, ANN requiert un grand nombre d'observations, et ce, encore plus si le modèle contient plusieurs variables, ce qui serait intimement lié au concept de parcimonie des modèles (Schelling et Robertson, 2020). Dans ce cas, les algorithmes des régressions linéaires régularisant les coefficients (tels que « lasso » ou « Ridge ») donneraient de meilleures prédictions et faciliteraient l'interprétation (Jaspers et al., 2018; Przednowek et al., 2016). Aucune des études présentées dans le Tableau 1.17 n'utilisait des méthodes de régularisation. Seules les méthodes de régression pas-à-pas avaient été utilisées et celles-ci ne sont pas généralement recommandées (voir section 1.4.1.1). De plus, les multiples paramètres de l'ANN rendent difficile l'interprétation des variables d'entrées importantes aux résultats du modèle. Il devient alors difficile pour les organisations sportives de prendre des décisions éclairées et justes. Il faudrait donc utiliser des algorithmes non linéaires plus simples et facilement interprétables. Aussi, les modèles de régression linéaire avec régularisation (p.ex., Ridge, lasso, ElasticNet, etc.) pourraient être utilisés lorsque la taille de l'échantillon est petite et le nombre de variables d'entrées est grand (Jaspers et al., 2018), comme c'est souvent le cas dans le contexte sportif avec un petit nombre d'athlètes et beaucoup de données ou variables différentes disponibles.

Tableau 1.17 Résultats d'études illustrant les résultats de prédictions pour des modèles de régressions avec régularisation comparativement aux modèles de réseaux neuronaux.

Études	Sports	Échantillon (n) et niveau	Variables d'entrées (x)	Variables prédites (y)	Algorithmes utilisés	Mesure(s) d'erreur(s)	Erreurs de prédiction	
Jaspers et al. (2018)	Soccer	n=38 Professionnel	67	Charge interne (« RPE ») En fonction de la moyenne des RPE du groupe	1) ANN 2) lasso 3) « Baseline » (moyenne des RPE)	MAE	μ RPE (90% CI) ANN : $\pm 1,09$ (1,07-1,11) lasso : $\pm 0,80$ (0,78–0,82) Baseline : $\pm 1,14$ (1,12–1,16)	
Przednowek et Wiktorowicz (2013)	Marcheur athlétique	n=21 Junior	18	Temps de course sur 3km (s)	1) OLS 2) Ridge 3) lasso 4) E-N	RMSE	\underline{RMSE}_{cv} (s) OLS : $\pm 26,90$ Ridge : $\pm 26,76$ lasso/E-N : $\pm 26,20$	\underline{RMSE}_T (s) OLS : $\pm 22,70$ Ridge : $\pm 22,82$ lasso /E-N : $\pm 22,89$
Przednowek et al. (2016)	Courses de haies	n=21 Olympique	27	Temps de course sur 500 m (s)	1) OLS 2) Ridge 3) lasso 4) E-N 5) ANN (tanh) 6) ANN (exp)	RMSE	\underline{RMSE}_{cv} (s) OLS : $\pm 0,72$ Ridge : $\pm 0,71$ lasso : $\pm 0,67$ E-N : $\pm 0,67$ ANN (tanh) : $\pm 0,73$ ANN (exp) : $\pm 0,72$	\underline{RMSE}_T (s) OLS : $\pm 0,62$ Ridge : $\pm 0,57$ lasso : $\pm 0,58$ E-N : $\pm 0,58$ ANN (tanh) : $\pm 0,56$ ANN (exp) : $\pm 0,56$

ANN : de l'anglais « *Artificial Neural Network* » ou réseau de neurones artificiels; ANN (tanh) : Réseau de neurones avec fonction objective hyperbolique tangente ; ANN (exp) : Réseau de neurones avec fonction objective exponentielle ; OLS : de l'anglais « *ordinary least square* »; lasso : Abréviation de l'anglais « *least absolute shrinkage and selection operator* »; Ridge : Régression avec méthode de régularisation Ridge; E-N : Régression avec méthode de régularisation Elastic Net

Les arbres décisionnels sont un autre type d'algorithmes non linéaires souvent utilisés pour la prédiction de performance sportive (Claudino et al., 2019). Plus précisément, le « gradient boosting » ou encore le « extreme gradient boosting » (xgboost) ont été qualifiés comme étant des algorithmes très rapides, évolutifs et pratiques (Natekin et Knoll, 2013). Tout comme les ANN, ils peuvent retracer des relations complexes entre les variables à partir de données hétérogènes et bruitées (Natekin et Knoll, 2013). Ils sont aussi capables de très bien performer sans avoir à être optimisés bien qu'ils aient beaucoup de paramètres personnalisables (Memon et al., 2019). Ils ont souvent été utilisés pour des tâches de classification et ont parfois montré de meilleurs résultats de classification que des réseaux neuronaux (Dixon et al., 2019; Guo et al., 2019; Maier et al., 2018). Peu d'études ont toutefois utilisé des arbres décisionnels avec des données continues (régression) dans les prédictions de performances sportives.

Nous avons discuté plus tôt que les contributions relatives des variables d'entrées aux prédictions de modèles étaient parfois plus importantes à connaître que la précision de la prédiction. De ce fait, Lundberg et Lee (2017) ont proposé une approche s'appuyant sur plusieurs méthodes pour l'interprétation de modèles complexes nommée « *SHapely Additive exPlanations* » (SHAP). Ces auteurs ont montré que ce nouvel ensemble de méthodes nécessitait un temps de calcul réduit et procurait une meilleure cohérence avec l'intuition humaine pour l'interprétation des variables d'importance que les méthodes précédemment utilisées. Est-ce que cette approche, c'est-à-dire l'utilisation d'un modèle comme xgboost avec l'intégration de SHAP pour l'interprétation des variables d'entrées, serait appropriée pour la prédiction de performance au hockey sur glace? Nous aborderons la dernière sous-section en discutant de l'application relative des techniques en apprentissage automatique au hockey sur la glace, les perspectives et les défis rencontrés.

1.4.3 L'apprentissage automatique et la performance en patinage

Nous avons discuté au cours de cette revue de littérature que l'évaluation de la performance des joueurs de hockey sur glace se fait principalement à partir de leur aptitude lors de parties et que leurs performances aux tests de terrain n'expliqueraient qu'en partie ces

performances sur glace (Tarter et al., 2009). Ceci expliquerait pourquoi les méthodes d'apprentissage automatique n'ont été que majoritairement faits sur les données de performance d'équipe (p. ex., chance de marquer le prochain but, impact des joueurs dans l'équipe, probabilité de gagner la partie, etc.), plutôt que sur des résultats individuels (Gu et al., 2016; Schulte et al., 2017). Aussi, seulement 5% des études effectuées sur des prédictions sportives exploitant différentes techniques en apprentissage automatique ont été faites sur le hockey (Claudino et al., 2019). Des quelques études publiées à ce jour, très peu à notre connaissance ont porté sur la prédiction de performances individuelles chez les joueurs de hockey (Liu et Schulte, 2018; R. Rocznioek et al., 2016).

Récemment, une étude de R. Rocznioek et al. (2016) a été en mesure de différencier les 20 meilleurs joueurs des 42 joueurs participant à un camp de sélection d'une équipe polonaise de première division à partir de données de tests physiques. Ils ont utilisé la régression logistique comme algorithme de classification et leur résultat montre une surface sous la courbe ROC (de l'anglais « receiver operating characteristic ») bien adaptée aux données (AUC=0.95) (Figure 1.15). Les meilleurs prédicteurs pour la classification des joueurs ont été le temps d'atteinte de la puissance maximale sur ergocycle (secondes; Wingate), la puissance maximale relative atteinte (W/kg; Wingate), la consommation maximale d'oxygène (VO₂max) et le temps sur un sprint sur glace de 30 m vers avant (Tableau 1.18). Cette étude nous montre que la vitesse de patinage avant permettrait de différencier les meilleurs joueurs des joueurs moins performants pour une même catégorie.

Tableau 1.18 Variables d'entrées importantes aux prédictions de la régression logistique utilisée pour classifiés les meilleurs joueurs d'une équipe de hockey polonaise de division 1. D'après R. Rocznioek et al. (2016)²¹.

	B	Standard error	Wald	p	Odds ratio	Lower 95% CI limit	Upper 95% CI limit
Relative peak power [W · kg ⁻¹]	0,6	0,31	3,62	0,047	1,82	0,98	3,36
Relative VO ₂ max [ml · min ⁻¹ · kg ⁻¹]	0,75	0,33	5,13	0,023	2,12	1,11	4,05
Time to peak power [s]	-4,66	2,3	4,09	0,043	0,01	0	0,87
30 m Sprint forwards [s]	-8,85	4,3	4,23	0,04	0,009	0	0,66

²¹ Cet article a été publié dans *Biology of sport/Institute of Sport*, vol 33, Rocznioek, R; Stanula, A; Maszczyk, A; Mostowik, A; Kowalczyk, M; Fidos-Czuba, O; Zajac, A, p. 43-48, Avec permission de rediffusion selon la licence CC BY-NC 3.0.

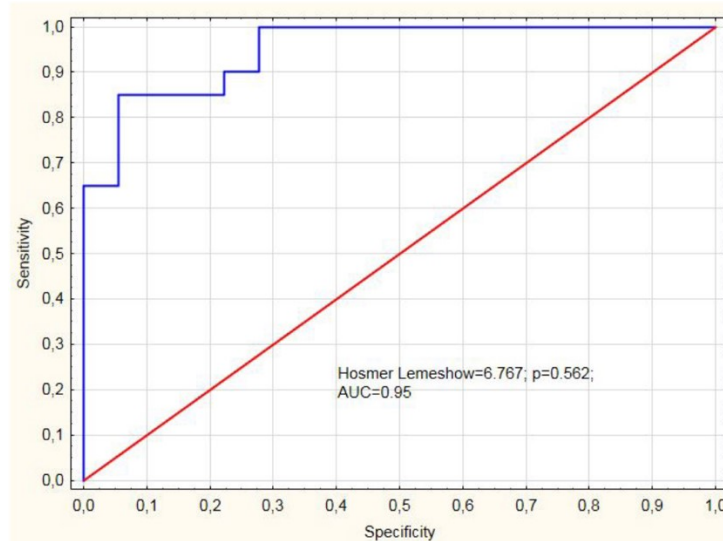


Figure 1.15 « Goodness-of-fit » de la régression logistique utilisée pour classer les joueurs à leur groupe respectif. D'après R. Rocznioek et al. (2016)²²

Dans la section 1.2.2, les variables hors glace les mieux associées aux prédictions de vitesse en patinage ont été présentées. Ces études n'ont toutefois utilisé que des régressions linéaires simples et aucune n'a utilisé d'approche s'appuyant sur l'apprentissage automatique. Seules des mesures associatives ont été rapportées et les résultats obtenus sont très variables (Tableau 1.19). L'étendue des niveaux joués, la taille d'échantillon, le sexe, le calibre, l'âge des joueurs et la distance des sprints peuvent tous en être la cause. Si nous prenons exemple des études ayant analysées des joueurs d'âge et de sexes différents, il est évident que les joueurs de plus bas âges et les femmes sont limités par leur aptitude physique comparativement aux joueurs plus vieux et aux hommes (Farlinger et al., 2007; Janot et al., 2015). Les variations dans la performance aux sprints sur glace seraient dues aux variations physiologiques liées à l'âge et au sexe, ce qui permettrait aux modèles d'obtenir de meilleures mesures associatives. Nous constatons aussi que ces études n'ont utilisé qu'un seul lot de données pour leur modèle linéaire et aucune procédure de normalisation des données n'a été appliquée. La seule mesure de performance des modèles rapportée était la variance expliquée (r^2) et une seule étude a rapporté une erreur d'estimation (Bracko et George, 2001). Il est important d'avoir un processus de validation

²² Cet article a été publié dans *Biology of sport/Institute of Sport*, vol 33, Rocznioek, R; Stanula, A; Maszczyk, A; Mostowik, A; Kowalczyk, M; Fidos-Czuba, O; Zając, A, p. 43-48, Avec permission de redistribution selon la licence CC BY-NC 3.0.

des résultats pour permettre une meilleure généralisation et d'avoir plusieurs mesures d'erreur afin bien comparer ou critiquer les résultats obtenus. Aucune étude à notre connaissance n'a utilisé d'approches basées sur ces techniques pour prédire la vitesse de patinage des joueurs. Dans l'optique d'intégrer les techniques d'apprentissage automatique précédemment discutées et comme la capacité de patinage à de très grandes vitesses est critique et primordiale chez les joueurs de hockey, nous pourrions les utiliser pour répondre à ce type de problèmes. Nous aurions la possibilité d'obtenir des résultats beaucoup plus précis et généralisables.

Notre objectif pour ce mémoire sera de prédire la vitesse en patinage avant et arrière sur de courtes et longues distances chez des joueurs de hockey élités mineurs et reconnaître les variables importantes issues des tests physiques qui pourront ultimement donner des pistes d'intervention aux entraîneurs ou préparateurs physiques. Nous allons utiliser les données de tests effectués lors des évaluations combinées de la ligue de hockey junior majeure du Québec (LHJMQ). Nous utiliserons des algorithmes d'apprentissage automatique tel que la régression linéaire régularisée et la régression non linéaire de type arbre-décisionnel afin de comparer leurs erreurs de prédiction avec une régression linéaire simple. Nous utiliserons comme données d'entrées aux modèles les tests de la condition physique évoqués durant cette revue de littérature (section 1.2.2) et montrant avoir de bonnes associations avec la vitesse en patinage. Nous inclurons aussi de nouveaux tests de force maximale isométriques aux six mouvements articulaires de la hanche : l'adduction, l'abduction, l'extension, la flexion, la rotation interne et la rotation externe. Il sera aussi question de reconnaître l'importance de chacune des données d'entrées aux modèles.

Tableau 1.19 Résultats des régressions linéaires utilisés pour la prédiction de vitesse de patinage chez les joueurs de hockey.

Études	Niveau des athlètes, nombre, sexe et âge	Nombres de données hors glace	Variable(s) sur glace prédites : Variable(s) hors glace significativement contributrices	Mesure(s) de prédiction et Résultat(s)
Behm et al. (2005)	Niveau junior, école secondaire 30♂ : 19,8±3,5 ans	10	<u>Sprint maximal AV de 15,24 m avec élan :</u> 1) 36,9 m sprint 2) Balance test	Expliqué par 36,9 m sprint : $r^2=0,25‡$ Expliqué par les variables hors glace contributrice : $r^2=0,38†$ Expliqué par tous les tests hors glace: $r^2=0,516†$
Bracko (2001)	Niveau et expérience variés 60♀ : 12,18±2,05 ans	10	<u>Sprint maximal AV de 44,80 m :</u> 1) 36,9 m sprint 2) BW	Expliqué par 36,9 m et la masse corporelle : $r^2=0,58$ SEE=0,327 s SEE _{PRESS} =0,344 s
Delisle-Houde et al. (2019)	Universitaire canadien 18♂ : 22,8±1,4 ans	10	<u>Sprint maximal AV de 30 m :</u> Aucune	Expliqué par le Wingate (W pic relatif) : $r^2=0,42‡$
Farlinger et al. (2007)	Compétitif de niveau Bantam AA à universitaire (catégorie AA et AAA uniquement) 36♂ : 16,3±1,7 ans	14	<u>Sprint maximal AV de 35 m :</u> 1) Niveau joué 2) BW 3) 30 m sprint 4) 3 hop jump	Expliqué par les variables hors glace contributrice : $r^2=0,781‡$
Henriksson et al. (2016)	Meilleure ligue de Suède féminine 23♀ : 18,04±2,14 ans	13	<u>Test modifié de sprint répété :</u> 1) SL-SLJ 2) Taille 3) 1RM bench press	Expliqué par les variables hors glace contributrice : r^2 ajusté=0,54‡

Janot et al. (2015)	NCAA DIII 15♂ : 19,4±0,8 ans 11♀ : 21,3±1,1 ans	7	<u>Temps le plus rapide au sprint répété</u> : 1) 36,9 m sprint 2) VJ 3) 1,5 miles <u>Sprint AV 44,80 m:</u> 1) VJ; 2) %drop	Expliqué par les variables hors glace contributrices : <u>AV 44,80 m :</u> $r^2=0,696†$ <u>Temps le plus rapide au sprint répété :</u> $r^2=0,874†$
Krause et al. (2012)	Compétitif allant de junior universitaire à universitaire DI 40♂ : 16,3±1,1 ans	17	<u>Sprint AV 34,5 m:</u> 1) 36,9 m sprint	Expliqué par les variables hors glace contributrices : $r^2=0,654‡$
Mascaro et al. (1992)	Professionnels 9♂ : 23,3±1,6 ans	3	<u>Sprint AV 54,9 m:</u> 2) VJ	Expliqué par les variables hors glace contributrices : $r^2=0,724$
(Potteiger et al., 2010)	NCAA DI 45♂ : 20,7±1,6 ans	6	<u>Temps le plus rapide au sprint répété</u> : 1) %drop	Expliqué par les variables hors glace contributrices : $r^2=0,19†$
Runner et al. (2016)	NCAA DI 40♂	4	<u>Sprint AV 30 m:</u> 1) VJ <u>Sprint AR 30 m:</u> 1) VJ <u>Sprint maximal AV 15,24 m avec élan :</u> 1) VJ	Expliqué par toutes les variables hors glace : <u>AV</u> <u>30 m:</u> $r^2=0,35†$ <u>AR</u> <u>30 m:</u> $r^2=0,269†$ <u>AV</u> <u>15,24 m :</u> $r^2=0,311†$

r^2 : variance expliquée; **SEE** : de l'anglais « *standard error of estimate* »; **PRESS** : de l'anglais « *predicted residual error sum of square* »; **SL-SLJ**: de l'anglais « *single-leg standing long jump* », **BW**: de l'anglais « *body weight* » ou masse corporelle; **1RM bench press**: 1 répétition maximale au développé couché; **VJ** : saut vertical; **1,5 miles** : Temps de course sur une distance de 1,5 mile; **%drop** : différence entre puissance maximale et minimum au test Wingate

† Relation significative à un niveau $p < 0.05$; ‡ Relation significative à un niveau $p < 0.01$; **AV**: avant; **AR**: arrière

2 Étude expérimentale

Full Title: Predicting Skating Performance in Youth Elite Ice Hockey Using Off-ice Lower-Body Neuromuscular Performances

Brief Running Head: Predicting Skating Speed in Ice Hockey Players

Authors: Kevin Aizen¹, François Bailly¹, Romain Martinez¹, Mickaël Begon^{1,2} and Jonathan Tremblay¹

¹ School of Kinesiology and Exercise Science, Faculty of Medicine, University of Montreal, Montreal, Quebec, Canada;

² Sainte-Justine University Health Center, Research Center, Montreal, Quebec, Canada.

Article has been formatted according to the recommendations of Journal of Strength and Conditioning Research (JSCR)

2.1 Authors contributions

Kevin Aizen wrote the entire manuscript, did the programming and the statistical analysis. **François Bailly** helped with the writing of the entire manuscript and in the programming. **Romain Martinez** provide portion of the code. **Mickael Begon** reviewed the entire manuscript and made some corrections. **Jonathan Tremblay** reviewed the entire manuscript, made several corrections and helped with the statistical analysis.

2.2 Abstract

Professional sports associations generally assess prospective players' physical profile through field-testing combines. In ice hockey, the NHL combine currently doesn't include on-ice testing since most scouts have already seen the players' performances on the ice. Thus, off-field testing is administered and somewhat expected to be predictive of skating speed and acceleration since they are critical skills related to player performance. Skating requires force production at the hip joint, and hip strength assessment could serve as an alternative for on-ice performance. The purpose of this study was to assess the value of off-ice tests data, including measures of hip strength, to predict skating speed and acceleration. Seventy-two male junior hockey players participated in a full day of off- and on-ice testing. On-ice results (5-m forward and backward skating speed, 25-m running start and 30 m) were predicted based on off-ice data (anthropometrics, maximum hip strength in six degrees of freedom, running sprint, vertical jump, standing long jump and average anaerobic power during repeated cycling efforts). We compared the root mean square error (RMSE) and the mean absolute percent error (MAPE) from multiple linear regression (mlr), cross-validated lasso linear regression (LassoCV) and extreme gradient boosting (xgboost). LassoCV shows the lowest RMSE for all on-ice tests. However, differences between linear and nonlinear model performances were not statistically significant ($p \geq 0.05$). The best off-ice predictors of skating speed were standing long jump and median hip flexion maximal strength. Using a selected subset of off-ice measures allows for meaningful predictions of on-ice skating performance.

KEYWORDS. skating speed, machine learning, isometric hip strength, off-ice tests

2.3 Introduction

Ice hockey is characterized by multiple shifts of high-intensity bursts alternated with brief resting periods (25). When recruiting new players, scouts typically consider skating abilities, such as skating acceleration and maximum speed, to be essential skills (33). During a game, hockey players perform, on average, 19 ± 1 sprints of 26 ± 1 meters (20). A professional player plays an average of 6.8 ± 1.1 shifts per period (28) with, on average, one sprint per shift. Moreover, there is a task specificity between playing position. During a game, defensemen perform more backward skating action than forwards ($n=146$, 19.2% vs center: $n=43$, 4.8% and wingers: $n=44$, 5.7%, (26)) and that may explain why Renger (33) rated the ability to skate backwards the most important for defensemen. Performing repeated accelerations and reach a high velocity is thus critical in both directions depending on the position played. It requires optimal lower-limb strength and power (4), and this explains why these physical capabilities are often included in off-ice testing protocols.

Both skating acceleration and sustaining maximal skating velocity require strength and power at the hip, knee, and ankle joints (19). The hip joint is particularly engaged in all its degrees of freedom throughout the skating cycle (34). At higher performance levels, demands for strength, power, and stability at the hip joint increase (6, 34, 38). Counterintuitively, as skating velocity increases, the adductor magnus shows the largest increase in activation among propulsive extensor muscle groups (e.g., biceps femoris, gluteus magnus) of the lower limb (6). This muscle acts as a stabilizer and decelerates the leg after the push, which involves a large eccentric load on the propulsive-recovery phase (38). So far, no studies have specifically related hip strength to skate speed. However, greater and quicker force production during the push phase could result in an improved skating acceleration and maximal velocity (4, 39). The evaluation of strength and specific power of lower-body joints could thus be relevant and predictive of on-ice skating performance.

The National Hockey League (NHL) and many elite hockey leagues include a battery of off-ice tests during the off-season for the draft (commonly known as the “NHL Combine” in the NHL). Player profiles are determined based on these off-ice tests, and players can be identified as more or less valuable to the recruiting teams, depending on their needs. Some leagues, like the NHL, have removed on-ice tests in their combine since the scouts could already observe players skating during games, and on-ice testing was deemed redundant. However, some authors have suggested

otherwise and have recommended their use since they are more specific and better related to on-ice performance (29). For off-ice testing to contribute to predictions in on-ice performances, they should ideally assess the same physiological and biomechanical components.

Previous studies have suggested that field testing is easier to administer, a better fit into the athletes' busy schedule, and correlates better with performance in the field (9, 20). Common off-ice field tests include vertical jump, standing long jump, maximum anaerobic power, and running sprint. Their results appear to be correlated to forward skating speed in studies using linear regression models (2, 9, 11, 18, 35). None of these studies have reported lower limb maximal strength to be a significant predictor, and only small to medium correlations ($p > 0.05$) were found with forward skating sprint time (2, 9, 35). Yet, lower limb maximal strength (squats, relative to body mass) was reported to be significantly correlated with 10- ($r = -0.544$) and 40-yard ($r = -0.605$) sprint times (22). It might thus be useful to explore other forms of strength testing for hockey players and isometric strength might be a convenient form of assessment. Its evaluation is generally time-efficient with large groups and is known to be related to acceleration and maximal sprint velocity in other field sports (3, 40).

In recent years, there has been growing interest in predictive modeling for athletic performance in team sports (8, 23). More specifically, the use of nonlinear machine learning algorithms, such as artificial neural networks (ANN), has widely been used (8). However, ANN models require large datasets, and interpretability can be difficult to ascertain (24). Some studies have suggested that linear regression algorithms, such as lasso or ridge, can provide similar predictions while facilitating interpretability (16, 32). Jaspers et al. (16) have also suggested that the lasso approach, which penalizes poor predictors, is more robust for small sample sizes (less than 100 data points). To our knowledge, no study has attempted to predict skating sprint time using nonlinear models. And since they can be used to fit more complex relationships between variables, they might provide better predictions than multiple linear regression (1). In addition, as an alternative to ANN models, extreme gradient boosting (xgboost) has shown promise in the field of data science (e.g., winning model for several Kaggle competitions) (7). These algorithms are highly customizable, able to learn on heterogeneous parameters and noisy data with complex interactions without requiring tedious hyper-parameter tuning processes (24, 27).

The main objective of this study was thus to predict skating sprint time with off-ice tests using machine learning algorithms such as cross-validated lasso linear regression (LassoCV), gradient boosting (xgboost) and multiple linear regression (mlr). A secondary objective was to illustrate the importance of the different off-ice variables on skating sprints to explore how these models could provide meaningful information to ice hockey teams. This study could help scouts, coaches, and support staff better use off-ice testing to predict on-ice performance in hockey players.

2.4 Methods

2.4.1 Experimental Approach to the Problem

We applied a cross-sectional design to investigate the relation between off-ice data and on-ice data in youth elite hockey players. Off-ice tests were chosen based on their previously reported association with skating speed (29). They included the measurement of height, body mass, standing long jump, countermovement jump, 20-meter running sprint, and 30-second cycling sprint on an ergometer (Wattbike Ltd, Nottingham, United Kingdom). On-ice tests were comprised of 30-meter forward and backward skating sprints, with 5-meter splits. Finally, hip maximal isometric strength was assessed on six degrees of freedom using a force transducer (GroinBar, Vald Performance, Queensland, Australia). Contractions included hip abduction and adduction, internal and external rotation, flexion and extension (Figure 2.1).

2.4.2 Subjects

Ninety-three males (age: 16.1 ± 0.3 years, mean \pm SD) playing in the top-level Midget category and considered the best prospects in the province of Quebec (Canada) participated in the testing protocol. Goaltenders ($n = 12$) were excluded from the present study since their position have different physical demands. Of the remaining 81 players, 72 completed all the off-ice and on-ice tests and were then included in the analysis. The final sample of players consisted of 47 forwards and 25 defenses. Participants were free from any hip injury at the time of testing and had no history of hip surgery. They were split into six groups of 13 to 18 players for logistical reasons. The participants were asked to neither consume any form of caffeine, stimulants, tobacco or alcohol in the 12 hours preceding the combine, nor to train with heavy loads in the 24 hours before testing. The study was approved by the local ethics committee of the University of Montreal (CERC-19-

009-P), and written informed consent was obtained from each participant and their legal guardian before participation.

2.4.3 Procedures

During one day of The Excellence Gatorade Challenge 2019, organized by the Quebec Major Junior Hockey League (QMJHL), invited players had to take part in a battery of on-ice and off-ice tests. All these tests were conducted by trained evaluators using a standardized procedure. The day was split into six periods between 7:00 AM and 8:00 PM: 1) off-ice tests (60 min), 2) on-ice team practice (75 min), 3) lunch (30 min), 4) hip strength tests (30 min), 5) goaltender tests (45 min) and 6) on-ice tests (90 min). For logistical reasons, the six groups attended events in a different order. However, test order and rest between events were chosen to minimize fatigue. All but hip strength tests were administered by Okanagan Hockey Group (Penticton, British Columbia, Canada) and supplied our research team with the result for the best trial of each test. Hip-strength tests were administered by our research team, all of whom had been trained on the testing methodology beforehand. A familiarization period led by experienced kinesiologists was produced prior to all off-ice testing.

Off-ice tests were performed as follows: 1) height and body mass, 2) standing long jump (SLJ), 3) vertical jump (VJ), 4) 20-meter sprint (20M) recorded using Sport Gate (Sport Testing Inc, Toronto, Canada), and 5) 30 second sprint test on the cycle ergometer (Wattbike). These tests are commonly used with ice hockey players and are generally reported to be reliable (30). Except for anthropometric and cycle ergometer testing where a single trial was allowed, participants completed two trials with 30-60 seconds of rest in between. Height and body mass were taken to the nearest inch and 0.1 lb, respectively. Height was converted into centimeters (cm) and body mass into kilograms (kg) for the analysis.

For the standing long jump (SLJ) test (11), the participants were standing with their toes behind the zero line and jumped as far as possible. They could use arm swing and countermovement momentum with their legs. The athletes had to land in a static position (no touch down with hand or additional movement of feet upon the landing) or else the jump was not recorded. The jump distance was measured from the take-off line to the heel of the foot closest to the take-off line. The vertical jump (VJ) was recorded using a Vertec Vertical Jump Trainer (Huntington Beach, CA,

USA) (11). Same as SLJ, participants used arm swings to touch the highest pallet they could. The jump height was calculated as the athlete's jump height minus the one-arm reach height. To obtain one-arm reach height, we asked participants to stand still and to carry their dominant arm as high as possible. The last palette of the Vertec was adjusted to their arm and one-arm reach height was measured. For the 20-meter sprint (20M), athletes started from a stationary position behind the starting gate and ran as quickly as possible to the finish line (20 m). Finally, the 30 seconds sprint test on the cycle ergometer cycle (Wattbike) was assessed using a Wattbike (Wattbike Ltd, Nottingham, United Kingdom) was executed as previously described in hockey players (31). The resistance was adjusted according to the weight of the subject following the recommendation of the manufacturer (<https://support.wattbike.com/hc/en-gb/articles/360013621479-30-second-test-Recommended-resistance-settings>). The magnetic setting was automatically adjusted during data entry before starting the test and the evaluator manually adjusted air setting. Briefly, the warm-up and cool-down consisted of pedaling with a resistance setting at 1 (power < 180 W) for 60 seconds. Participants started pedaling at maximal effort and tried to sustain that effort for 30 seconds. Strong encouragements were given throughout the test and participants were required to remain seated throughout the protocol. The mean power output relative to body weight (W_{avg}/kg) over 30 seconds was used for the analysis.

On-ice tests consisted of a 30-meter forward (F) sprint and a backward (B) skating sprint, without puck handling (9). Times were recorded using Sport Gate (Sport Testing Inc, Toronto, Canada) with paired gates at 0, 5, and 30 meters. Athletes were positioned one meter behind the starting gate (0 m), in a side stance, and completed a flying start, accelerating to the first gate as quickly as possible. Split times were taken for 0 to 5 m (5F or 5B), 5-30 m (5-30F or 5-30B) and 0-30 m (30F or 30B). If both trials were missed, another trial was given until a successful trial was completed.

Hip strength testing consisted of two maximal voluntary isometric contractions (MVIC) of five seconds, recorded in a randomized order for six hip muscles groups including abductors (AB), adductors (AD), flexors (FLEX), extensors (EXT), external and internal rotators (ER, IR respectively) (figure 1). Trials were recorded using the GroinBar (Vald Performance, Queensland, Australia) at 50 Hz. The same procedures as Demysterre et al. (10) were used for all muscle groups except FLEX, where we used the procedure described by Scott et al. (36). Participants were

verbally encouraged during each contraction. Intraclass correlation coefficients (ICC) and standard error of measurement (SEM) showed good reliability for AB (ICC=0.85 and SEM=0.29 N/kg), AD (ICC=0.82 and SEM=0.39 N/kg), ER (ICC=0.88 and SEM=0.10 N/kg), IR (ICC=0.77 and SEM=0.28 N/kg), EXT (ICC=0.75 and SEM=0.52 N/kg) and FLEX (ICC=0.87 and SEM not defined) when using the best trials (10, 36). The force signals from the GroinBar trials were low-pass filtered at 10 Hz using a second-order, zero-lag, Butterworth filter. The median force of each trial was computed to minimize the effect of aberrant force peaks. The best trial was used for both limbs (left and right) and normalized by body mass. A final force score (Fscore) was computed using the normalized median force from both left and right limbs (Equation 1), which favors a balanced force output from both legs and penalizes asymmetries. A relative imbalance difference between left and right limbs was also computed (Equation 2).

Equation 1
$$F_{score} = 2 \times (force_{left} \times force_{right}) / (force_{left} + force_{right})$$

Equation 2
$$imbalance (\%) = |(left - right) / right \times 100|$$

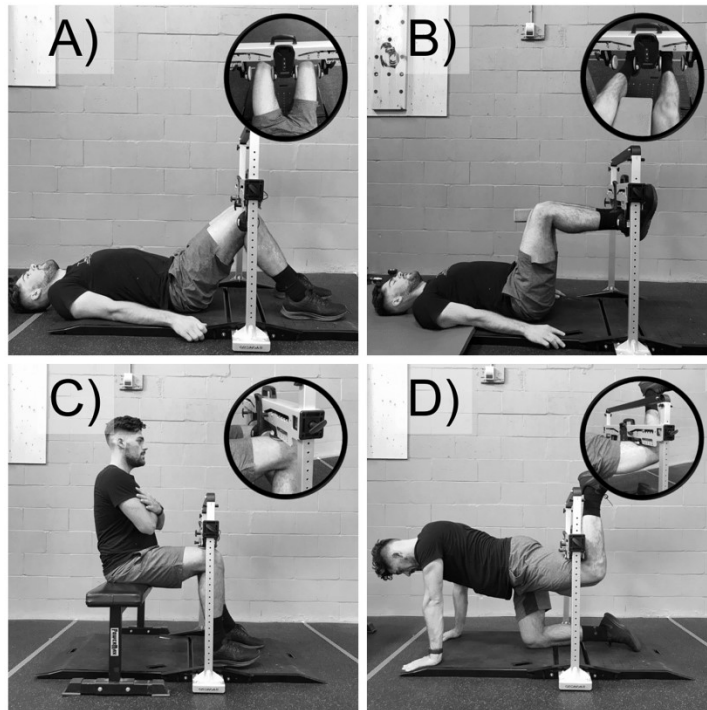


Figure 2.1 Testing positions for the hip strength assessment on the GroinBar. Positions were (A) hip adduction and abduction, (B) hip internal and external rotation, (C) hip flexion and (D) hip extension. With diffusion agreement of the figure without filter.

2.4.4 Predictive modeling

Inputs consisted of 19 variables: position played (defense or forward), anthropometric measurements (height and body mass), off-ice field tests (SLJ, VJ, 20M and Wattbike), Fscore and imbalance for the six hip strength tests (AB, AD, FLEX, EXT, IR and ER). Output variables were the forward and backward skating sprint times for each individual split time (5F, 5B, 5-30F, 5-30B, 30F, 30B). This dataset was randomly split amongst participants into training (80%, n=57) and test (20%, n=15) sets. The same ratio of forward and defense players was used for the training and the testing set, called stratified sampling, using « stratifiedshufflesplit » function by scikit learn. Those subgroups were divided into homogenous groups since it is expected that position of players based on their specific game tasks had an impact on their skating performance. Predictions were performed by training three different algorithms: linear regression (mlr, scikit-learn), cross-validated lasso linear regression (LassoCV, scikit-learn) and Extreme Gradient Boosting (xgboost) (7, 30). We applied z-score normalization to the features for LassoCV and mlr since predictors were not on the same scale. For each regression algorithm, 10-fold cross-validation was used on the training set to limit overfitting. Root mean square error (RMSE) and mean absolute percentage error (MAPE) with standard deviations were computed on each fold in order to assess goodness of fit.

Once models were validated, RMSE and MAPE were also computed on the test data set. Regression coefficients were extracted from LassoCV, and shapely additive explanations (SHAP) (21) was used on xgboost to obtain feature importance for each target variable. We decided not to extract regression coefficients from mlr since it would give redundant information with LassoCV, which shares the same objective function.

2.4.5 Statistical Analysis

All computations and statistical analyses were completed using Python (Python Software Foundation version 3.7, Fredericksburg, VA, USA). Data are reported as mean \pm standard deviation with their 95% confidence intervals (CI). The average inter-subject coefficients of variation (CV) were also computed for each subgroup (on-ice, off-ice, and hip strength) and presented with their 95% CI. Pearson's product-moment correlation analysis (r) was performed to obtain the strength of the association between variables. Correlation coefficients were interpreted as: small (0.1-0.3),

medium (0.3-0.50), large (0.5-0.7), very large (0.7-0.9), extremely large (0.9-1.0) (14). Statistical power was computed at 0.81 for $r^2 > 0.11$ with a sample size of 72 participants ($p = 0.05$). One-way ANOVA used to compare the performance (RMSE) between the three predictive models for each target variable. ANOVA was also used to measure the degree of significance between the MAPE of the targets for each model. Tukey's post-hoc test was used to determine if significant differences ($p \leq 0.05$) existed among the predictive models.

2.5 Results

Inter-subject coefficients of variation (CV) were lower for on-ice tests, with an average of 6.4% (95%, CI 4.7-8.0 %), amongst which the 5B time showed the highest variability (CV = 8.4%). Off-ice tests had an average CV of 9.5% (95% CI 6.7-12.2%), hip strength tests generally having a higher CV of 23.4% (95% CI 19.6-27.1%). ER and EXT showed the highest variability among subjects (30.2 and 25.6%, respectively). EXT showed the highest variability in left-right imbalance, followed by FLEX and ER ($\geq 10.9\%$) (Tableau 2.1). Other left-right leg imbalances were below 10.0%. Results for body mass, height, SLJ, VJ, 20-m running sprint, 30-s anaerobic power and hip strength (moment forces produced and left-right imbalances for each muscle group) are shown in Tableau 2.1.

Predicting Skating Speed in Ice Hockey Players

Tableau 2.1 Descriptive statistics of Off-Ice testing (n=72).

Variables	Abbreviation	Mean \pm SD [95% CI]
Body mass (kg)	BM	76.2 \pm 8.6 [74.3 - 78.2]
Height (cm)	Height	170.7 \pm 13.6 [167.7 - 174.0]
Standing long jump (cm)	SLJ	234.5 \pm 19.0 [230.1 - 238.9]
Vertical Jump (cm)	VJ	60.6 \pm 6.4 [59.10 - 62.02]
20 meters sprint (s)	20M	3.169 \pm 0.139 [3.137 - 3.201]
30 s Wattbike mean power (W/kg)	Wattbike	9.25 \pm 1.33 [8.95 - 9.56]
Isometric Adduction (N/kg)	ADD	4.17 \pm 0.68 [4.01 - 4.33]
Isometric Abduction (N/kg)	ABD	4.49 \pm 1.07 [4.24 - 4.73]
Isometric Internal rotation (N/kg)	IR	1.69 \pm 0.34 [1.61 - 1.77]
Isometric External rotation (N/kg)	ER	1.63 \pm 0.49 [1.51 - 1.74]
Isometric Flexion (N/kg)	FLEX	3.10 \pm 0.74 [2.93 - 3.27]
Isometric Extension (N/kg)	EXT	2.92 \pm 0.75 [2.75 - 3.1]
Adduction Imbalance (%)	imb-ADD	5.2 \pm 3.9 [4.3 - 6.1]
Abduction Imbalance (%)	imb-ABD	5.4 \pm 4.4 [4.4 - 6.4]
Internal rotation Imbalance (%)	imb-IR	7.1 \pm 6.3 [5.7 - 8.6]
External rotation Imbalance (%)	imb-ER	10.91 \pm 12.88 [7.9 - 13.9]
Flexion Imbalance (%)	imb-FLEX	12.2 \pm 10.4 [9.8 - 14.6]
Extension Imbalance (%)	imb-EXT	23.9 \pm 23.1 [18.6 - 29.2]

Tableau 2.2 Descriptive statistics for On-Ice testing (n=72).

Sprints	Abbreviation	Mean \pm SD [95% CI]
5-m forward (s)	5F	1.181 \pm 0.092 [1.160 - 1.202]
25-m flying forward (s)	5-30F	3.279 \pm 0.151 [3.244 - 3.314]
30-m forward (s)	30F	4.461 \pm 0.150 [4.426 - 4.495]
5-m backward (s)	5B	1.336 \pm 0.112 [1.310 - 1.362]
25-m flying backward (s)	5-30B	3.998 \pm 0.318 [3.925 - 4.071]
30-m backward (s)	30B	5.334 \pm 0.319 [5.261 - 5.408]

2.5.1 Predictions results

When applied to the test set (15 players not used in the modeling), all three predictive models showed MAPE values ranging between 1.81% and 7.20%, and RMSE between 0.103 s and 0.339 s). LassoCV provided the best predictions for all on-ice variables (Tableau 2.4), and prediction errors were not significantly different between models (Figure 2.5). The lowest MAPE and RMSE were observed in 5-30F and 30F predicting times, while 5F and 5-30B resulted in greater error (Tableau 2.3 and Tableau 2.4). When comparing the MAPE values between models, all showed 30F predicted times significantly lower than 5F ($p < 0.05$). LassoCV and xgboost predictions resulted in a lower MAPE for 30F than 5-30B ($p < 0.05$). LassoCV also showed significant lower prediction error for 5-30F than 5F and mlr 30F prediction was significantly lower than 5B ($p < 0.05$). Finally, with LassoCV, explained variance (r^2) for all on-ice variables except 5-30F were higher in the training than the testing set (5F: 35.6 vs -18.49%, 5-30F: 31.5 vs 40.6%, 30F: 49.2 vs 46.9%, 5B: 11.1 vs -10.6%, 5-30B: 40.8 vs -5.9%, 30B: 42.4 vs -0.005%) (Tableau 2.6).

Tableau 2.3 Roost mean square error (RMSE, seconds) on training and test sets for each model.

Mean RMSE \pm SD (seconds)						
	mlr		LassoCV		xgboost	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
5F	0.098 \pm 0.035	0.115 \pm 0.129	0.084 \pm 0.027	0.105 \pm 0.113	0.102 \pm 0.036	0.119 \pm 0.122
5-30F	0.154 \pm 0.028	0.123 \pm 0.134	0.141 \pm 0.025	0.118 \pm 0.156	0.149 \pm 0.026	0.115 \pm 0.136
30F	0.141 \pm 0.032	0.116 \pm 0.154	0.120 \pm 0.027	0.103 \pm 0.120	0.151 \pm 0.048	0.104 \pm 0.112
5B	0.144 \pm 0.047	0.123 \pm 0.128	0.109 \pm 0.047	0.081 \pm 0.089	0.124 \pm 0.051	0.098 \pm 0.092
5-30B	0.331 \pm 0.109	0.339 \pm 0.411	0.286 \pm 0.096	0.334 \pm 0.412	0.348 \pm 0.073	0.337 \pm 0.375
30B	0.341 \pm 0.140	0.316 \pm 0.368	0.291 \pm 0.094	0.315 \pm 0.362	0.353 \pm 0.076	0.346 \pm 0.365

Bold text represents the lowest prediction errors on each on-ice variables.

Tableau 2.4 Mean absolute percentage error (MAPE, %) on training and test sets for each model.

Mean MAPE \pm SD (%)						
	mlr		LassoCV		xgboost	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
5F	6.78 \pm 2.41	8.11 \pm 6.88	5.98 \pm 2.00	8.07 \pm 6.37	7.44 \pm 2.71	8.63 \pm 6.30
5-30F	4.04 \pm 0.67	2.96 \pm 2.15	3.55 \pm 0.83	2.59 \pm 2.21	3.64 \pm 0.76	2.69 \pm 2.00
30F	2.67 \pm 0.63	1.90 \pm 1.88	2.17 \pm 0.55	1.81 \pm 1.50	2.73 \pm 0.77	1.95 \pm 1.29
5B	7.91 \pm 1.85	7.93 \pm 5.43	6.55 \pm 2.17	4.82 \pm 4.09	7.07 \pm 2.14	6.45 \pm 4.13
5-30B	6.59 \pm 2.27	6.25 \pm 6.56	5.63 \pm 1.64	6.68 \pm 5.96	7.50 \pm 1.77	7.20 \pm 5.30
30B	5.17 \pm 2.24	4.46 \pm 4.15	4.31 \pm 1.04	4.83 \pm 3.60	5.64 \pm 1.24	5.29 \pm 3.88

Bold text represents the lowest prediction errors on each on-ice variables.

2.5.2 Model interpretability

As expected, a strong association was observed for performances (times) in 5-30F and 30F ($r^2 = 0.65$), and between 5-30B and 30B ($r^2 = 0.88$). This is shown by consistent associated features on these variables for both models (Figure 2.2 and Figure 2.3). On the other hand, less consistency in associated features were found for the other on-ice tests. We found that indeed, the association within these tests were lower ($r^2 \leq 0.20$). The shrinkage methods of LassoCV were clearly visible where only one feature was predictors for 5B (Tableau 2.5). Analyzing predictors on both models shown that SLJ and FLEX had the most weight on prediction. SLJ was an important predictor for skating start and 30 meters skating variables, while FLEX was important for 5-30 and 30 m skating time (Figure 2.2 and Figure 2.3). Position binary variable on backward sprint time (5-30B and 30B) showed large weight for the predictions of both LassoCV and xgboost model. Moreover, both models showed similar predictors for 30F, 5B, 5-30B and 30B. Finally, xgboost had AD and imb-EXT as top predictors for 5F (instead of ER and imb-ER for LassoCV), imb-AB and IR for 5-30F (instead of 20M and imb-ER for LassoCV), ER and IR for 5-30B (instead of Height and SLJ for LassoCV) and IR for 30B (instead of Height for LassoCV).

Predicting Skating Speed in Ice Hockey Players

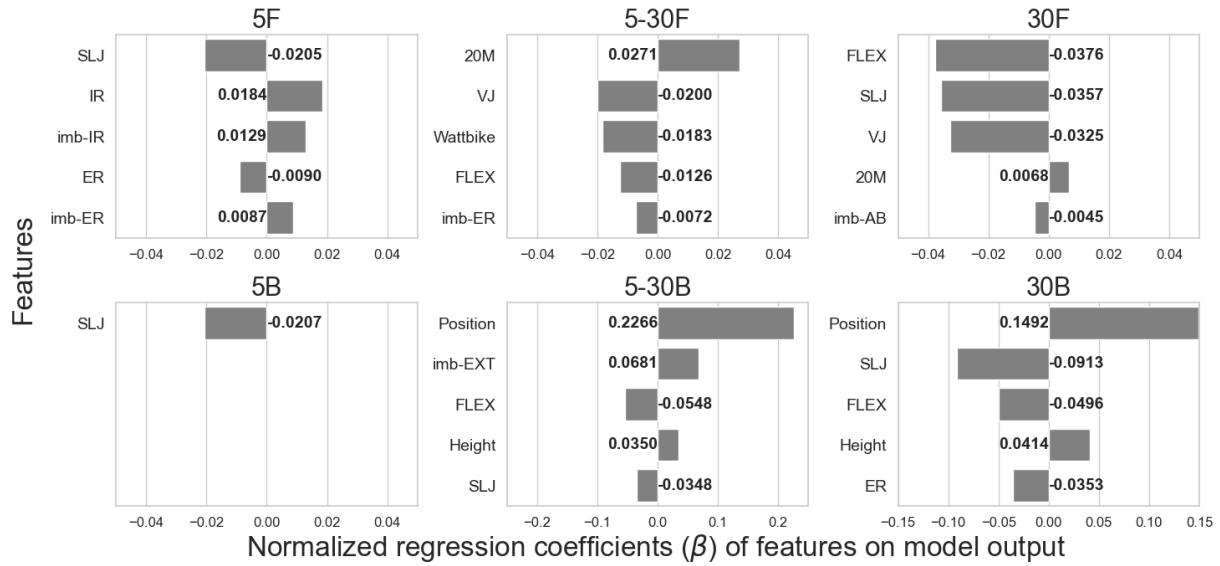


Figure 2.2 Regression coefficient (β) for LassoCV by selecting the five most important for each target variable (5F, 5-30F, 30F, 5B, 5-30B, 30B).

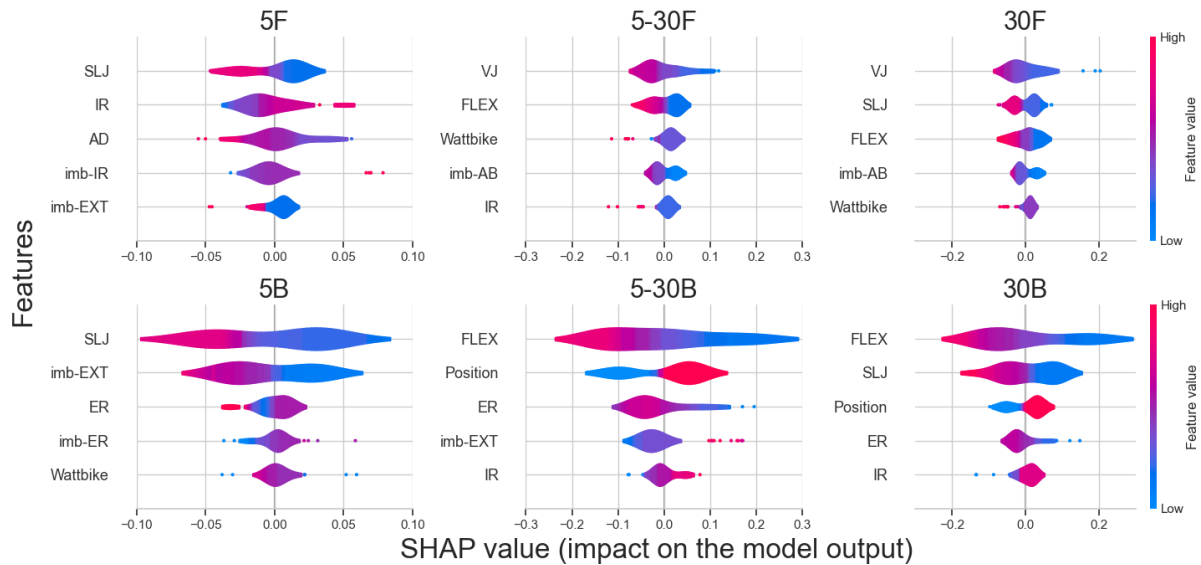


Figure 2.3 Shapely Additive Explanations (SHAP) for the five most important features in predicting on-ice target variables using the xgboost model. Color represents the value of the feature (red being high and blue being low). The x-axis corresponds to the SHAP value, which represents the positive or negative impact of the feature on the target variable (5F, 5-30F, 30F, 5B, 5-30B, 30B). For example, a negative SHAP value is related to improvement in performance time (*i.e.* decrease), while a positive SHAP is the opposite.

Standardized β coefficients for LassoCV (Figure 2.2) and SHAP values for xgboost (Figure 2.3) showed that SLJ and FLEX were the off-ice variables that had the most weight on predictions of

Predicting Skating Speed in Ice Hockey Players

30F and 30B times when analyzing the five most important of the off-ice variables on each on-ice performance. Moreover, LassoCV 95% confidence intervals (± 2 SD) standardized coefficients (β) indicate that SLJ and FLEX had a maximum effect of ± 0.0714 and ± 0.0752 seconds respectively on 30F time and a maximum effect of ± 0.1826 and ± 0.0992 seconds respectively on 30B time. FLEX also had maximum effect of ± 0.1096 seconds on 5-30B time. SLJ had maximum effect of ± 0.0414 seconds 5B time. On 5F time, IR and SLJ had the most weight on prediction results with a maximum effect of ± 0.0368 and ± 0.0410 seconds respectively. On 5-30F time, 20M and VJ had a maximum effect of ± 0.0542 and ± 0.0400 seconds respectively. Finally, based on LassoCV standardized (Figure 2.2) and unstandardized β coefficients (Tableau 2.5), been a forward had an effect of $+0.2266$ and $+0.1492$ seconds on the sprinting time for 5-30B and 30B respectively. Bivariate associations between off-ice and on-ice tests are also shown in Figure 2.4.

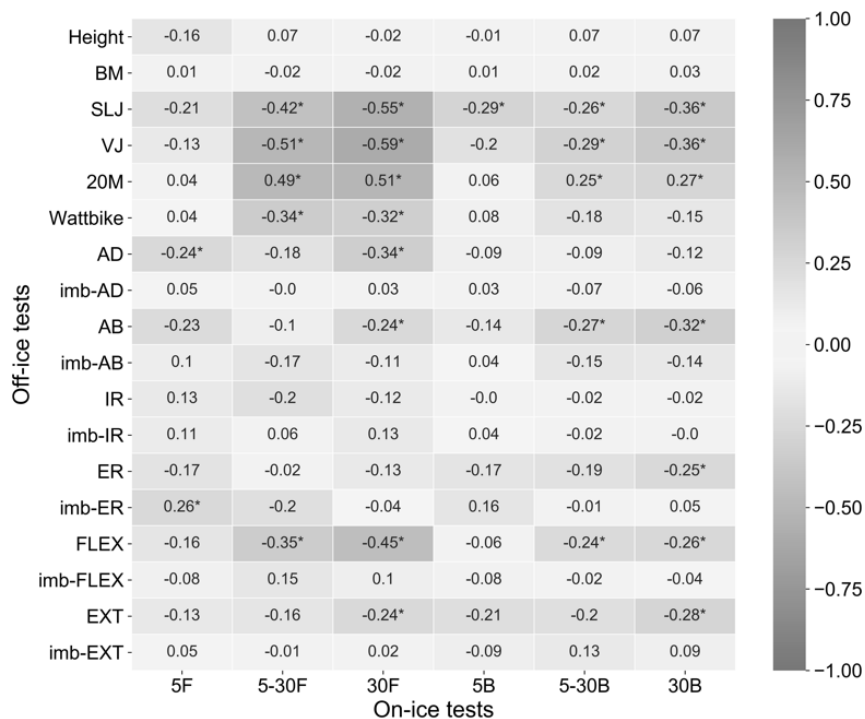


Figure 2.4 Pearson correlation heatmap for all off-ice and on-ice results. * $p < 0.05$.

Tableau 2.5 LassoCV regression equations to predict on-ice performance.

Target (y)	Intercept (α) + Regression coefficients (β) on selected features
5F =	$1.451 - 1.226 \cdot 10^{-3}SLJ + 1.306 \cdot 10^{-3}Wattbike - 9.492 \cdot 10^{-3}AD - 6.867 \cdot 10^{-3}AB - 5.229 \cdot 10^{-2}IR + 2.211 \cdot 10^{-3}imb_{IR} - 1.753 \cdot 10^{-2}ER + 6.223 \cdot 10^{-4}imb_{ER} - 1.268 \cdot 10^{-3}FLEX$
5-30F =	$3.071 + 6.292 \cdot 10^{-3}Height - 3.238 \cdot 10^{-3}VJ + 0.184 \cdot 20M + 1.284 \cdot 10^{-2}Wattbike - 8.595 \cdot 10^{-3}IR - 5.148 \cdot 10^{-4}imb_{ER} - 1.651 \cdot 10^{-2}FLEX$
30F =	$5.295 - 2.133 \cdot 10^{-3}SLJ - 5.266 \cdot 10^{-3}VJ + 4.607 \cdot 10^{-2}20M - 1.149 \cdot 10^{-3}imb_{AB} - 4.917 \cdot 10^{-2}FLEX$
5B =	$1.628 - 1.237 \cdot 10^{-3}SLJ$
5-30B =	$3.929 + 0.227 \cdot Position + 0.257 \cdot Height - 2.079 \cdot 10^{-3}SLJ + 2.301 \cdot 10^{-2} \cdot 20M - 9.537 \cdot 10^{-3} \cdot Wattbike - 1.530 \cdot 10^{-3}imb_{AD} - 1.013 \cdot 10^{-2}AB - 1.415 \cdot 10^{-3}imb_{AB} - 8.781 \cdot 10^{-4}imb_{IR} - 4.813 \cdot 10^{-2}ER - 6.556 \cdot 10^{-4}imb_{ER} - 7.169 \cdot 10^{-2}FLEX + 2.790 \cdot 10^{-3}imb_{EXT}$
30B =	$6.159 + 0.149 \cdot Position + 0.304 \cdot Height - 5.449 \cdot 10^{-3}SLJ - 2.770 \cdot 10^{-3}AB - 6.830 \cdot 10^{-2}ER - 6.480 \cdot 10^{-2}FLEX - 1.703 \cdot 10^{-2}EXT + 1.183 \cdot 10^{-3}imb_{EXT}$

Features values used in the equations correspond to the denormalized results for each test. Position is a binary number where forwards = 1 and defense = 0.

2.6 Discussion

To meet the need for valid, practical and quick assessments that could predict on-ice performance in elite youth hockey players, typical off-ice field tests, along with hip isometric strength, were used to predict skating performance using three different machine learning algorithms. Predictions of forward sprints (30 m) time were the most accurate, performance in the standing long jump and hip flexion off-ice tests were the best predictors. Flying 25 m and 30 m forward sprinting variables (5-30F and 30F) were predicted best by the common off-ice field tests, while backward skating sprints variables were predicted best by the position played, hip extension and external rotation strength. We found that mlr, LassoCV and xgboost gave similarly low predictions errors. Our results suggest that off-ice assessments of hip strength can be good predictors of on-ice skating performance in ice hockey.

2.6.1 Predictive models – prediction on output variables

For all models, the smallest errors were achieved for predictions of long-distance forward sprints (5-30F and 30F), with RMSE ≤ 0.123 s being lower than the standard deviation (≥ 0.150 s). LassoCV explained 40.6% and 46.7% of the variance for 5-30F and 30F respectively. Previous

linear models based on off-ice field tests obtained an r^2 ranging between 35.0% and 78.1% (9, 11, 15, 18, 35). From other studies have reported higher scores (refs from 9, 11, 15, 18, 35), several confounding factors would have influenced their score. As an example, some studies investigated on various levels of play or age within their studies. More specifically, on studies with participants within the same age group (16.3 ± 1.1 years old), only Krause et al. (18) reported a higher r^2 than ours ($r^2 = 0.65$, $p < 0.01$) on a 34.5-meters sprint with only a 40-yard off-ice sprint time as a significant predictor. However, the participants in this study were from a lower and various competitive level, from junior varsity to D1 varsity rookies. The level of play can be a cofounding factor and both acceleration (15.24 meters) and top speed (flying 15.24 meters) were reported to be significantly different between D1, D3 and junior elite varsity players. In studies with slightly older hockey players (22.8 ± 1.4 years old) and of higher competitive level (varsity), Delisle et al. (9) and Runner et al. (35) reported lower r^2 (0.42 and 0.35, respectively) on the 30-meter forward sprint. Only Runner et al. (35) found the vertical jump to be a significant predictor. These reported predictors are consistent with our finding and will be discussed in the next section. The forward-skating sprint is a common task for hockey players, which could explain our low RMSE and relatively high r^2 , and support the idea that performance in common off-ice fitness assessments is well associated with performance in forward-skating sprints. Our models could thus be used to predict forward-skating sprint performance.

In the skating sprints, the time to reach 5-m (5F and 5B) showed the highest prediction error ($\text{MAPE} \geq 4.82\%$), especially for forward skating. Using LassoCV, we observed a four-fold lower explained variance (r^2) for 5B than 5F on the training set, which could be explained by the higher number of features (5F: $n=11$, 5B: $n=1$). All studies were unable to find significant predictors for forward skating short sprints and none have investigated backward skating (12, 15). Our models however showed that some off-ice measurements were good predictors of 5-m skating sprints, despite the high MAPE results and low r^2 . Surprisingly, measurements of isometric strength were only moderately important to the model output while previous findings with off-ice running sprints had reported significant associations between maximal isometric strength on the « mid-thigh pull » test and 5-m sprints (3, 40). Skating acceleration involves a running-like phase up to the seventh stride (~ 13.43 m) (5, 37) and it was shown that faster skaters had wider strides, allowing a greater force production (4, 37). There could also be a lack of time-specificity of our strength measure,

since the player had ample time to generate force, while the rate of force development has to be higher during the first few skating strides. The diversity in motor patterns among participants could thus contribute to the high relative errors of the models' predictions and therefore limit their application for 5-m skating sprints. The off-ice tests used to predict 5-m forward, and backward skating sprints do not provide accurate predictions.

Our predictions on the flying 25-m and 30-m backward sprints (5-30B and 30B) were the least accurate (RMSE between 0.315 s and 0.346 s); the accuracy was close but still higher than the standard deviation of the group standard deviation (≥ 0.318 s) for the majority of model predictions (only LassoCV and mlr 30B prediction were lower, see Tableau 2.3). Moreover, LassoCV provided a negative near zero explained variance on the testing set ($r^2 < -0.005\%$). These poorer results could be explained by the higher inter-subject variability on those assessments (compared with other on-ice tests, $SD \geq 0.318$ s) and therefore limit the accuracy. Previous studies using linear models on similar backward sprinting distances have either reported no significant predictor or a single significant predictor (vertical jump) with an r^2 of 26.9% (9,35, respectively). Our LassoCV model resulted in r^2 of 40.8% and 42.4% for 5-30B and 30B, respectively, which is better than results from Runner et al. (35) who had measured performance on a 30B. This also suggests the poor generalizability of our LassoCV model on these performances.

When comparing the predictions and errors from the different models used in the current study, we find that LassoCV generally gave slightly, but non-significant ($p > 0.05$), better predictions than xgboost and multiple linear regression. Previous studies who attempted to predict the time when completing a 500-m hurdles race (running) and the rating of perceived exertion (rpe) in soccer reported a lower error (RMSE) with LassoCV than artificial neural networks (ANN) (ANN: ± 0.73 s vs LassoCV: ± 0.56 s (32); ANN: ± 1.09 rpe (1.07-1.11) vs LassoCV: ± 0.80 rpe (0.78-0.82) (16)). Penalization and data shrinkage in LassoCV appear to benefit accuracy when compared to mlr and xgboost. The small sample size in the current study could explain why xgboost was unable to give better predictions since it usually performs well on medium to large datasets ($> 10,000$) (7, 16). All our models can be used by hockey teams, but the use of LassoCV would be preferred since its ability to interpret important predictors is easy and convenient.

2.6.2 Model Interpretability – Most important features

As expected, feature importance depends on the outcome to be predicted. In the current study, importance depended on the skating direction (forward or backward) and distance (5, 25 or 30 m). Independently of direction and distance, some features such as the standing long jump (SLJ) and the vertical jump (VJ) appear to be common amongst the outcomes.

SLJ requires the coordination of upper and lower body segments to generate a high-power output on each push-off. Previous studies have found medium to very large correlations between SLJ and forward skating sprint times (9, 11, 13). SLJ was used as a predictor on previous linear models but was not found to be a significant predictor on forward skating sprints times (11, 18, 35). VJ is also strongly associated with lower-limb maximum power production and was often a significant predictor of skating sprint performance in previous linear models (15, 35). Our results showed that SLJ and VJ had a large association ($r^2=0.37$, $p<0.01$) amongst themselves, which is to be expected as they share similar physiological and motor characteristics (e.g., stretch-shortening cycle, coordination between upper-body and lower-body segment). The combination of both variables could be redundant, but the horizontal force component specific to the SLJ was previously shown to be associated with performance in running sprints (17). We thus conclude that SLJ could be an important predictor for 5-m skating time, probably because of a greater acceleration that results in a lower 30-m, while the VJ could be a predictor mostly for longer forward skating sprints.

When observing the skating kinematics on a skating treadmill at maximal sustained velocity for one minute, Upjohn et al. (39) showed that the fastest hockey players (highest caliber) had a greater stride length and width (i.e., distance covered by both legs in the frontal plane during each stride), but not necessarily a highest stride rate (59.9 ± 1.2 vs 55.1 ± 1.5 strides/min for low caliber, $p > 0.05$). This suggests the better players have a greater force production and a stronger recovery of the propulsive leg (after the abduction and extension of the hip) (39). This involves high eccentric and concentric loads in hip adduction and flexion to reposition the leg in the weight acceptance phase. High caliber players were also reported to have a greater mean angular velocity during hip flexion than lower-caliber players (50.1 ± 21.9 vs $4.6\pm 27.9^\circ/s$, respectively) allowing for a greater plyometric effect and faster leg propulsion (39). Forward and backward skating also involves a characteristic posture with sustained hip flexion and the hip flexors (e.g., adductor magnus) showed

the largest increase in activation, as measured by EMG, as skating velocity increase (6). This may explain why, in the current study, hip flexion strength (FLEX) was an important predictor for skating sprints. These findings suggest that maximum isometric strength in hip flexion could be strongly related to skating speed.

Looking specifically at 5-30B and 30B predicted variables, we noticed that the input variable « Position » remains one of the most important on LassoCV and xgboost predictions (Figure 2.2 et Figure 2.3). This is not surprising since by Montgomery et al. (26) showed that defense players perform a lot more action in backward skating than forward during a game (defensemen n=146, 19.2% vs centers: n=43, 4.8% and wingers: n=44, 5.7%). On the other hand, the position played was not an important feature for the forward speed prediction. Again, during a game, task analysis for forward skating actions based on position played showed that the number (defensemen n=258, center: n=270, wingers: n=227) (26), the distance covered at high intensities (defensemen: 1938±114 m vs forwards: 2087±131 m, $p>0.05$) and sprint speed (peak and mean) (20) remained similar between forwards and defensemen. The technical qualities related to the specificity of the position played seem very important for the prediction of skating sprint time in backward direction.

Other common off-ice assessments such as the running sprint (20M), peak anaerobic power (Wattbike) and vertical jump height (VJ) were shown to be good predictors of forward skating sprint times (5-30F and 30F), this corroborates previous studies in hockey players (9, 11, 18, 31, 35). Again, and as shown in Figure 2.2 and Figure 2.3, the best predictors depend on the outcome variable to be predicted and are specific to the direction and sprint phase (i.e., acceleration, maximal speed). FLEX is the most important predictor among all hip strength variables and SLJ appears to be off-ice assessment with the strongest association with on-ice sprinting performance. Future studies could explore whether improving hip flexion strength and SLJ performance would benefit players on the ice and lead to greater skating performances.

2.6.3 Limitations

First, the generalization of our models is limited for other hockey players of different groups of age or level since the sample size we use in the present study stay small (n=72) and homogeneous (CV $\leq 8.9\%$ for on-ice testing). In addition, our features number was high compared to the sample size, which may increase the risk of overfitting. However, we used cross-validation and features

selection to prevent this from happening. The similar predictions result between training and testing datasets and the small standard deviation of the training set cross-validation reinforced that our models were unlikely to overfit. Secondly, isometric hip strength tests do not correspond to the dynamic movements involved in skating tests. Nevertheless, these tests are convenient to rapidly evaluate large groups. Since the rate of force development was associated with faster field sprint (3, 40), further investigation should assess these strength components from isometric strength tests. Finally, not all participants were familiarized with our off-ice tests protocol which could limit the player' performance. To minimize this bias, experienced kinesiologists supervised a short familiarization period on each off-ice test.

2.7 Practical application

LassoCV would be advisable for the coaching staff since it gave the best predictions among all on-ice variables and provides a good interpretation of off-ice contributors for skating sprints. Long-distance forward skating sprint time (5-30F and 30F) showed the best predictions results. Based on the interpretation of our models, further research should be conducted to recognize the implication of developing hip flexion strength and horizontal power of the lower limb for the purpose of improving overall skating speed. More specifically, force developed in various hip movements and left-right limb strength imbalance should be optimized for short start and backward speed. Lower limb power, field sprint and anaerobic power that implies short execution time (< 7 s) should be trained for long-distance forward skating sprint. With the LassoCV unstandardized equations (Tableau 2.5), strength and conditioning coaches could also prioritize work on specific key physical abilities for individual players to improve their skating speed. Finally, the result of this study could help hockey associations to select valid off-ice tests to predict on-ice performance in hockey players.

2.8 Acknowledgements

The authors wish to thank the students who helped in the data collection, the Quebec Major Junior Hockey League (QMJHL) and Okanagan Hockey for allowing us to complete this data collection and to use the data for research purposes. Special thanks to the Montreal Canadiens Hockey Club for lending us some of the testing equipment. This study was funded by Mitacs (IT09986) for the project "Performance analytics and monitoring in ice hockey." The authors have no conflicts of interest to disclose. Results from this study do not constitute endorsement by the NCSA.

2.9 Reference

1. Abut F and Akay MF. Machine learning and statistical methods for the prediction of maximal oxygen uptake: recent advances. *Med Devices* 8: 369-379, 2015.
2. Behm DG, Wahl MJ, Button DC, Power KE, and Anderson KG. Relationship between hockey skating speed and selected performance measures. *J Strength Cond Res* 19: 326-331, 2005.
3. Brady CJ, Harrison AJ, Flanagan EP, Haff GG, and Comyns TM. The Relationship Between Isometric Strength and Sprint Acceleration in Sprinters. *Int J Sports Physiol Perform*: 1-8, 2019.
4. Buckeridge E, LeVangie MC, Stetter B, Nigg SR, and Nigg BM. An on-ice measurement approach to analyse the biomechanics of ice hockey skating. *PLoS One* 10: e0127324, 2015.
5. Budarick AR, Shell JR, Robbins SMK, Wu T, Renaud PJ, and Pearsall DJ. Ice hockey skating sprints: run to glide mechanics of high calibre male and female athletes. *Sports Biomech*: 1-17, 2018.
6. Chang R, Turcotte R, and Pearsall D. Hip adductor muscle function in forward skating. *Sports Biomech* 8: 212-222, 2009.
7. Chen T and Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, in: *Proceedings of the 22Nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM, 2016, pp 785-794.
8. Claudino JG, Capanema DdO, de Souza TV, Serrão JC, Machado Pereira AC, and Nassis GP. Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: a Systematic Review. *Sports Med Open* 5: 28, 2019.
9. Delisle-Houde P, Chiarlitti NA, Reid RER, and Andersen RE. Predicting On-Ice Skating Using Laboratory- and Field-Based Assessments in Collegiate Ice Hockey Players. *Int J Sports Physiol Perform*: 1-21, 2019.
10. Desmyttere G, Gaudet S, and Begon M. Test-retest reliability of a hip strength assessment system in varsity soccer players. *Phys Ther Sport* 37: 138-143, 2019.
11. Farlinger CM, Kruisselbrink LD, and Fowles JR. Relationships to skating performance in competitive hockey players. *J Strength Cond Res* 21: 915-922, 2007.
12. Gilenstam KM, Thorsen K, and Henriksson-Larsén KB. Physiological correlates of skating performance in women's and men's ice hockey. *J Strength Cond Res* 25: 2133-2142, 2011.
13. Henriksson T, Vescovi JD, Fjellman-Wiklund A, and Gilenstam K. Laboratory- and field-based testing as predictors of skating performance in competitive-level female ice hockey. *Open Access J Sports Med* 7: 81-88, 2016.
14. Hopkins WG, Marshall SW, Batterham AM, and Hanin J. Progressive statistics for studies in sports medicine and exercise science. *Med Sci Sports Exerc* 41: 3-13, 2009.
15. Janot JM, Beltz NM, and Dalleck LD. Multiple Off-Ice Performance Variables Predict On-Ice Skating Performance in Male and Female Division III Ice Hockey Players. *J Sports Sci Med* 14: 522-529, 2015.

Predicting Skating Speed in Ice Hockey Players

16. Jaspers A, De Beéck TO, Brink MS, Frencken WGP, Staes F, Davis JJ, and Helsen WF. Relationships Between the External and Internal Training Load in Professional Soccer: What Can We Learn From Machine Learning? *Int J Sports Physiol Perform* 13: 625-630, 2018.
17. Kawamori N, Nosaka K, and Newton RU. Relationships between ground reaction impulse and sprint acceleration performance in team sport athletes. *J Strength Cond Res* 27: 568-573, 2013.
18. Krause DA, Smith AM, Holmes LC, Klebe CR, Lee JB, Lundquist KM, Eischen JJ, and Hollman JH. Relationship of off-ice and on-ice performance measures in high school male hockey players. *J Strength Cond Res* 26: 1423-1430, 2012.
19. Lafontaine D. Three-dimensional kinematics of the knee and ankle joints for three consecutive push-offs during ice hockey skating starts. *Sports Biomech* 6: 391-406, 2007.
20. Lignell E, Fransson D, Krustrup P, and Mohr M. Analysis of High-Intensity Skating in Top-Class Ice Hockey Match-Play in Relation to Training Status and Muscle Damage. *J Strength Cond Res* 32: 1303-1310, 2018.
21. Lundberg S and Lee S-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *arXiv [csAI]*, 2017.
22. McBride JM, Blow D, Kirby TJ, Haines TL, Dayne AM, and Triplett NT. Relationship between maximal squat strength and five, ten, and forty yard sprint times. *J Strength Cond Res* 23: 1633-1636, 2009.
23. McCall A, Davison M, Carling C, Buckthorpe M, Coutts AJ, and Dupont G. Can off-field 'brains' provide a competitive advantage in professional football? *Br J Sports Med* 50: 710-712, 2016.
24. Memon N, Patel SB, and Patel DP. Comparative Analysis of Artificial Neural Network and XGBoost Algorithm for PolSAR Image Classification, in: *Pattern Recognition and Machine Intelligence*. Springer International Publishing, 2019, pp 452-460.
25. Montgomery DL. Physiology of ice hockey. *Sports Med* 5: 99-126, 1988.
26. Montgomery DL. Physiological profile of professional hockey players -- a longitudinal comparison. *Appl Physiol Nutr Metab* 31: 181-185, 2006.
27. Natekin A and Knoll A. Gradient boosting machines, a tutorial. *Front Neurobot* 7: 21, 2013.
28. Neeld K. Preparing for the Demands of Professional Hockey. *Strength & Conditioning Journal* 40: 1, 2018.
29. Nightingale SC, Miller S, and Turner A. The usefulness and reliability of fitness testing protocols for ice hockey players: a literature review. *J Strength Cond Res* 27: 1742-1748, 2013.
30. Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, Michel V, Thirion B, Grisel O, Blondel M, Prettenhofer P, Weiss R, Dubourg V, Vanderplas J, Passos A, Cournapeau D, Brucher M, Perrot M, and Duchesnay É. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *J Mach Learn Res* 12: 2825-2830, 2011.
31. Peterson BJ, Fitzgerald JS, Dietz CC, Ziegler KS, Baker SE, and Snyder EM. Off-Ice Anaerobic Power Does Not Predict On-Ice Repeated Shift Performance in Hockey. *J Strength Cond Res* 30: 2375-2381, 2016.
32. Przednowek K, Iskra J, Maszczyk A, and Nawrocka M. Regression shrinkage and neural models in

Predicting Skating Speed in Ice Hockey Players

- predicting the results of 400-metres hurdles races. *Biol Sport* 33: 415-421, 2016.
33. Renger R. Identifying the Task Requirements Essential to the Success of a Professional Ice Hockey Player: A Scout's Perspective. *J Teach Phys Educ* 13: 180-195, 1994.
 34. Robbins SM, Renaud PJ, and Pearsall DJ. Principal component analysis identifies differences in ice hockey skating stride between high- and low-calibre players. *Sports Biomech*: 1-19, 2018.
 35. Runner AR, Lehnhard RA, Butterfield SA, Tu S, and O'Neill T. Predictors of Speed Using Off-Ice Measures of College Hockey Players. *J Strength Cond Res* 30: 1626-1632, 2016.
 36. Scott DA, Bond EQ, Sisto SA, and Nadler SF. The intra- and interrater reliability of hip muscle strength assessments using a handheld versus a portable dynamometer anchoring station. *Arch Phys Med Rehabil* 85: 598-603, 2004.
 37. Shell JR, Robbins SMK, Dixon PC, Renaud PJ, Turcotte RA, Wu T, and Pearsall DJ. Skating start propulsion: three-dimensional kinematic analysis of elite male and female ice hockey players. *Sports Biomech* 16: 313-324, 2017.
 38. Tyler TF, Nicholas SJ, Campbell RJ, and McHugh MP. The association of hip strength and flexibility with the incidence of adductor muscle strains in professional ice hockey players. *Am J Sports Med* 29: 124-128, 2001.
 39. Upjohn T, Turcotte R, Pearsall DJ, and Loh J. Three-dimensional kinematics of the lower limbs during forward ice hockey skating. *Sports Biomech* 7: 206-221, 2008.
 40. Wang R, Hoffman JR, Tanigawa S, Miramonti AA, La Monica MB, Beyer KS, Church DD, Fukuda DH, and Stout JR. Isometric Mid-Thigh Pull Correlates With Strength, Sprint, and Agility Performance in Collegiate Rugby Union Players. *J Strength Cond Res* 30: 3051-3056, 2016.

2.10 Additional results

Models prediction error on testing set

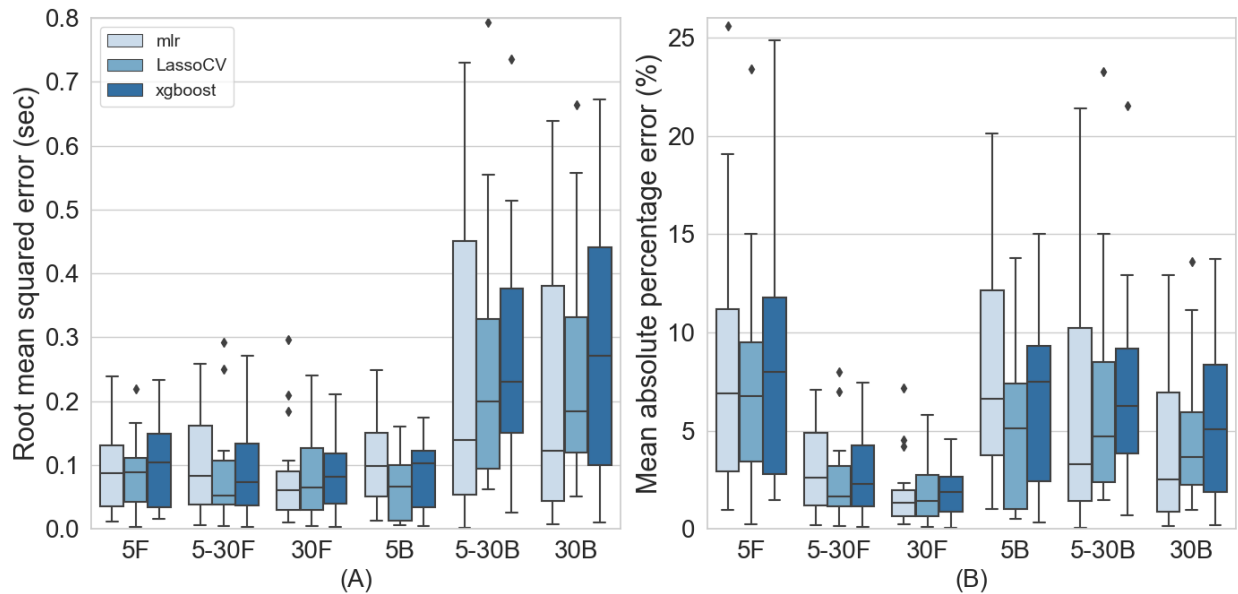


Figure 2.5 Boxplots of absolute (A) and relative (B) prediction errors on the testing data set ($n=15$). The absolute error being the root mean square error (RMSE) and the relative error being the mean absolute percentage error (MAPE). Prediction errors are presented for all target variables (5F, 5-30F, 5B, 5-30B and 30B) and algorithms used (mlr, LassoCV and xgboost).

Tableau 2.6 Explained variance (r^2) of LassoCV predictions between the training data set and the test data set for all outputs variables.

Predicted variables	Training set (r^2)	Testing set (r^2)
5F	35,6%	-18,4%
5-30F	31,5%	40,6%
30F	49,2%	46,9%
5B	11,1%	-10,6%
5-30B	40,8%	-5,9%
30B	42,4%	-0,005%

3 Discussion générale

Ce mémoire avait pour objectif principal la prédiction de l'accélération et de la vitesse maximale en patinage avant et arrière chez des joueurs de hockey élités d'âge mineur avec l'utilisation d'évaluations de terrains comme variables d'entrées. Le résultat obtenu par les modèles d'apprentissage automatique montre que les variables de vitesse avant, soit le sprint avec élan de 25 m (5-30F) et le sprint total de 30 m (30F), sont les mieux prédites. D'autre part, les variables d'accélération (5F et 5B) et de vitesse en patinage arrière (5-30B et 30B) ont montré des erreurs de prédiction plus élevées sur chacun des modèles. Leur validité serait limitée. Notre second objectif était de reconnaître l'importance de chacun des tests physiques hors glace sur chacune des performances prédites. Nous avons trouvé en interprétant les modèles que, pour LassoCV et xgboost, le saut horizontal (SLJ) et la force maximale isométrique développée en flexion de la hanche (FLEX) étaient les variables d'entrées les plus importantes pour toutes les performances prédites. Aussi, il existe des différences dans l'importance des autres tests physiques en fonction du modèle et de la variable cible prédite. Ce ne sont pas les mêmes tests physiques qui ont de l'importance sur chacune des variables cibles et les deux modèles n'accordent pas la même importance aux variables d'entrées pour un test sur glace spécifique. Finalement, en comparant les erreurs de prédiction de chaque modèle, nous nous apercevons que tous les modèles utilisés produisent des prédictions statistiquement similaires (LassoCV, xgboost, mlr), mais que globalement, l'algorithme d'apprentissage automatique LassoCV a tendance à donner les meilleures prédictions sur toutes les variables cibles. Pour cette discussion générale, nous allons aborder en premier lieu l'importance des autres variables d'entrées qui n'ont pas été mentionnées dans l'article et qui pourraient aussi avoir de l'importance pour certaines variables sur glace spécifiques (section 3.1). Nous allons ensuite discuter des différents résultats de prédiction obtenus par nos modèles d'apprentissage automatique (section 3.2). Nous finirons avec les limites rencontrées lors de notre étude et les perspectives pour de prochains travaux de recherche (section 3.3).

3.1 Interprétation des modèles - autres variables importantes

Nous avons vu dans la discussion de l'article (section 2.6.2) que les variables montrant le plus d'importance pour la vitesse et l'accélération avant et arrière étaient le saut en longueur (SLJ) et la force maximale isométrique en flexion (FLEX). Il y a d'autres variables d'entrées importantes et spécifiques à chacun des tests effectués. Nous allons maintenant discuter de ces autres variables pouvant influencer la vitesse et l'accélération avant et arrière sur glace.

3.1.1 Accélération en patinage avant

L'une des variables ayant montré le plus d'importance pour prédire le temps de la phase d'accélération vers l'avant (5 mètres) est la force maximale isométrique en rotation interne de la hanche (IR). En regardant le coefficient de régression positif de LassoCV ($\beta = 0,0184$) et l'analyse SHAP de xgboost (Figure 2.3), on constate que plus le joueur est fort en rotation interne à la hanche, moins ce joueur sera rapide lors de son sprint sur 5 mètres (5F). Ce constat semble contre-intuitif à première vue or, il faut être conscient que les modèles ne trouvent que des associations, et celles-ci ne sont pas nécessairement causales. De plus, les tests de force isométriques effectués mesurent la force maximale et ce n'est pas directement cette qualité musculaire qui permet d'expliquer la capacité d'un joueur à accélérer. Il est rare pour des joueurs d'un sport collectif de générer des forces isométriques maximales lors de ses actions effectuées en jeu (Suchomel et al., 2016). Comme nous avons vu dans la section 1.3.2.2, ce serait plutôt la vitesse de complétion des cycles de patinage qui différencie les niveaux des joueurs lors de l'accélération (Bracko, 2004; Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Renaud et al., 2017; Shell et al., 2017). D'autres variables médiatrices pourraient être mieux associées à l'accélération en patinage et ces points seront abordés dans les limites et perspectives de cette discussion générale (section 3.3).

Un plus grand déséquilibre musculaire dans les forces produites entre les deux jambes pour le test de rotation interne (imb-IR) serait aussi associé à une baisse de performance ($\beta = 0,0129$). La rotation interne est produite lors du retour de la jambe suite à la poussée et agit en concomitance avec la flexion et l'adduction de la hanche lors du départ avant (Stull et al., 2011). Un déséquilibre important pourrait expliquer la diminution des performances puisque le patinage unidirectionnel demeure un mouvement cyclique et coordonné entre les deux membres inférieurs. Nous avons aussi observé, avec les coefficients de régression de LassoCV, qu'une plus grande force maximale

produite en rotation externe à la hanche (ER) serait plutôt bénéfique à cette phase d'accélération ($\beta = 0,0090$). Le départ avant en patinage implique une phase de « running like » se rapprochant de celle observée lors de la course à pied or, en patinage, la lame du patin doit être placée de façon latérale pour permettre la propulsion du corps vers l'avant lors de la propulsion de la jambe (Pearsall et Turcotte, 2000; Renaud et al., 2017). Ceci amène donc la hanche en position de rotation externe durant la poussée. Pour permettre une poussée efficace lors du départ avant, un grand moment de force doit être développé et une force élevée doit être maintenue en position de rotation externe. Les associations trouvées nous indiquent qu'une grande force en rotation externe et un faible déséquilibre entre les forces inter-membres en rotation interne seraient bénéfiques, mais qu'une grande force générée en rotation interne serait défavorable à la production du départ avant en patinage sur 5 mètres. Le développement de la force des groupes musculaires ayant pour fonction de produire la rotation externe et la réduction de ce déséquilibre inter-membre pourrait être à prioriser lors des entraînements en préparation physique après validation.

En regardant les variables d'importance issues du modèle xgboost, nous voyons qu'une plus grande production de force en adduction à la hanche serait associée à un temps plus court lors sur 5 mètres avant (phase d'accélération) (voir Figure 2.3). L'adducteur de la hanche joue un rôle important dans la séquence de récupération-propulsion de la jambe durant le cycle de patinage. Une grande force des adducteurs permettrait une récupération rapide de la jambe propulsive, ce qui optimiserait le cycle d'étirement-raccourcissement et maximiserait l'effet pliométrique pour les poussées subséquentes produites par cette jambe. Nous avons vu en revue de littérature (section 1.3.2.1) que les grands adducteurs montraient la plus grande augmentation d'activation musculaire avec l'augmentation de la vitesse en comparaison aux biceps fémoraux et aux grands fessiers (Chang et al., 2009). De plus, la réduction du ratio de débalancement entre les forces des adducteurs et des abducteurs à la hanche est, selon Tyler et al. (2001), associée à une réduction du risque de blessures à la hanche. L'importance du groupe musculaire des adducteurs de la hanche dans notre modèle de prédiction renforcerait l'intérêt de développer la force des adducteurs à la hanche des joueurs de hockey.

Pour prédire la capacité d'accélération en patinage avant avec des mesures de terrains, l'interprétation approfondie des modèles nous montre que les tests hors glace spécifiques aux

forces à la hanche pourraient être utilisés. La force développée en rotation externe, en adduction et les déséquilibres entre les jambes aurait ainsi un impact sur ces performances.

3.1.2 Vitesse maximale en patinage avant

En ce qui a trait aux variables importantes des modèles de prédiction de la performance en patinage avant sur 30 mètres (5-30F et 30F), nous constatons que les meilleurs prédicteurs sont les tests communément utilisés dans les études antérieures (c.-à-d. la puissance anaérobie sur ergocycle, le sprint de terrain et le saut vertical) (voir section 1.2.2). Les résultats des études précédentes rapportaient des coefficients de détermination (r^2) significatifs assez variables passant de 13,7% à 65,6%, pour le sprint de terrain (Farlinger et al., 2007; Krause et al., 2012; Runner et al., 2016), 10,2% à 53,3% pour la puissance développée sur ergocycle (Delisle-Houde et al., 2019; Farlinger et al., 2007; Peterson et al., 2016) et 17,6% à 50,4% pour la hauteur du saut vertical (Farlinger et al., 2007; Krause et al., 2012; Peterson et al., 2016; Runner et al., 2016). Ces écarts de valeur r^2 pourraient, entre autres, être expliqués par des protocoles de tests différents, le niveau des joueurs investigués ou la taille d'échantillons des études. Toutes ces variables sont connues comme étant confondantes (variabilité du niveau des joueurs) ou pouvant influencer la variabilité des résultats (taille d'échantillons et protocole utilisé). Dans notre cas, le choix des variables extraites sur le test de puissance sur ergocycle (puissance moyenne développée sur 30 s, $W_{\text{moyen}}/\text{kg}$) pourrait expliquer pourquoi nos associations sont plus faibles que celles obtenues précédemment. La puissance maximale relative (W_{max}/kg) avait montré de meilleures associations que celles que nous avons obtenues avec la puissance moyenne développée pour le même test (W_{max}/kg : $r^2=38,4\%$ à $53,3\%$, $p<0,01$; $W_{\text{moyen}}/\text{kg}$: $r^2=10,2\%$ à $11,6\%$, $p<0,01$) (Delisle-Houde et al., 2019; Farlinger et al., 2007; Stanula et al., 2018). Le temps d'atteinte de la puissance maximale était de $6,6\pm 1,5$ s dans l'étude de Farlinger et al. (2007) et se rapprocherait du temps de sprint de 30 m que nous avons obtenu ($4,461\pm 0,150$ s). La puissance moyenne est calculée sur 30 secondes d'effort complet et ne solliciterait pas les mêmes composantes anaérobies que celles de la puissance maximale, ce qui pourrait expliquer pourquoi nos associations sont plus faibles. Une attention particulière doit être portée quant à la spécificité des tests hors glace utilisés par rapport au test sur glace d'intérêt (p. ex., temps d'exécution, système d'énergie prédominant, biomécanique du mouvement). Les tests évaluant la puissance et la vitesse développées par les membres inférieurs demeurent toutefois de bons prédicteurs à la vitesse de patinage avant sur la glace.

3.1.3 Patinage arrière

Pour le patinage arrière, les prédictions sur 25 et 30 mètres (5-30B et 30B) sont moins précises que celles du patinage avant ($RMSE \geq 0,315$ seconde et $MAPE \geq 4,83\%$, Tableau 2.3 et Tableau 2.4). Toutefois, certaines variables semblent montrer de l'importance aux prédictions, notamment, la position des joueurs et les forces générées spécifiques à l'articulation de la hanche. Selon l'interprétation des modèles, la force en rotation externe (ER) et le déséquilibre inter-membre dans les forces en extension (imb-EXT) sont les variables les plus importantes des modèles de prédiction (Figure 2.2 et Figure 2.3).

Pour la phase de vitesse en patinage arrière (c.-à-d., 5-30B et 30B), la position jouée du joueur est une variable très importante dans la prédiction des modèles (5-30B : $\beta = 0,2266$ et 30B : $\beta = 0,1492$, Figure 2.2 et Figure 2.3). Selon les coefficients du modèle LassoCV, être attaquant (égal au nombre 1 dans l'équation) nuit à la vitesse de patinage en direction arrière. Ces résultats coïncideraient avec la spécificité des positions jouées puisque les attaquants performant un nombre substantiel moindre d'actions en patinage arrière durant une partie (aller voir la section 1.1.2.3 et 2.6.2). De plus, la force maximale en rotation externe de la hanche, qui serait une action spécifique au patinage arrière, est aussi une variable importante dans le modèle xgboost (Figure 2.3). Ce mouvement permet la production du mouvement en « c » (de l'anglais « C-cut ») du patin après l'abduction de la jambe propulsive (Marino et Grasse, 1993; Wu et al., 2016). Une grande force dans cet axe de mouvement produirait donc une meilleure poussée et permettrait un meilleur temps lors du sprint arrière.

La régularisation de variables effectuée par LassoCV pour les variables d'accélération (5B) est bien illustrée puisqu'un seul prédicteur a été conservé dans les équations de régression (Figure 2.2). Dans le modèle xgboost, aucune régularisation de variables n'avait été faite. Beaucoup plus de variables présentaient de l'importance aux prédictions du modèle (Figure 2.3). Le déséquilibre inter-membre dans les forces en extension (imb-EXT) a montré différentes contributions dépendamment de la phase du sprint arrière. Les associations nous montrent qu'un grand déséquilibre dans les forces développées en extension de la hanche est bénéfique à la phase d'accélération arrière (5B), cependant, ce déséquilibre devient plutôt défavorable, mais trivial avec l'augmentation de la distance parcourue (5-30B et 30B) et coïnciderait aux mouvements devenus

cycliques et coordonnés des membres inférieurs. Le départ arrière se faisait de côté et les joueurs pouvaient choisir leur côté dominant. Il se peut aussi que le nombre de pas arrière sur 5 mètres fût impair et ait avantage ce déséquilibre inter-membre. Il faudrait toutefois confirmer si la jambe choisie pour le départ était bien celle montrant la plus grande force développée sur le test. Ces résultats nous montrent que le débalancement inter-membre dans la force développée en extension de la hanche pourrait être spécifique au patinage arrière et à la phase de patinage, or la grandeur d'impact sur la prédiction des temps de sprint semble demeurer négligeable pour la distance de 30 mètres.

Les valeurs de imb-EXT ont été celle avec les plus grandes variabilités inter-membres et inter-participants respectivement ($\mu \pm ET = 23,9 \pm 23,1\%$) Cette variabilité avait aussi été observée dans les précédentes études (Tableau 1.14) (Desmyttere et al., 2019; Scott et al., 2004). De plus, la force maximale isométrique en rotation externe de la hanche (ER) a montré la plus grande variabilité inter-participant (CV=30,2%) et serait plus élevée que celle rapportée sur des joueurs de soccer ayant utilisé le même test (CV=17,6%) (Desmyttere et al., 2019). Cette haute variabilité observée pourrait révéler que ces tests sont plus difficiles à effectuer par les joueurs de hockey de cette tranche d'âge. Ce ne sont pas des tests communément utilisés dans le milieu. Leur interprétation dans les présents modèles pourrait être limitée. Il faut donc faire particulièrement attention à ces résultats obtenus pour le patinage arrière d'autant plus que la précision des prédictions modèles demeure basse.

L'interprétation des résultats nous montre que l'importance des variables d'entrée peut varier en fonction de la direction et phase de patinage. Être défenseur montre un avantage pour le temps de sprint en patinage arrière sur les plus longues distances. Il existe possiblement une spécificité à chacune des actions évaluées qui impliquerait une sollicitation musculaire différente et une spécificité technique. Les évaluations spécifiques à la hanche que nous avons administrée semblent importantes pour l'accélération avant et le patinage arrière. Cependant, les prédictions des modèles sur ces variables cibles montrent les plus grandes erreurs de prédiction. D'un autre côté, les variables de vitesse avant obtenant les meilleures associations ont été les tests physiques standards et fréquemment utilisés par les associations de hockey. Des modèles d'apprentissage automatique pourraient être utilisés afin de reconnaître les variables d'entrée importantes, et ce, particulièrement

pour la vitesse de patinage avant sur de longues distances puisque ces variables ont montré les meilleures prédictions. Toutefois, la grandeur d'impact des variables dites importantes n'est pas toujours grande. Il faut donc demeurer prudent lors de l'interprétation de ces variables sur la vitesse et l'accélération en patinage.

3.2 Algorithmes linéaires Vs non linéaires

Les prédictions des modèles ne sont pas significativement différentes ($p > 0,05$), et ce, tant pour la régression linéaire multiple (mlr), LassoCV et xgboost (Figure 2.5). À quoi bon alors utiliser des algorithmes d'apprentissage automatique pour résoudre ce type de problème? Il faut toutefois noter que le modèle LassoCV a une tendance, bien que non significative, à obtenir de plus petites erreurs de prédiction que mlr et xgboost ($RMSE \leq 0,334$ seconde; $MAPE \leq 8,07\%$, Tableau 2.3 et Tableau 2.4). Le peu de différence dans les résultats de prédictions obtenus entre les modèles LassoCV et xgboost pourrait être expliqué par le faible nombre d'observations qui aurait possiblement limité xgboost dans le retraçage de relations non-linéaires entre les variables. LassoCV est l'algorithme obtenant les plus petites erreurs de prédiction relative (MAPE) sur toutes les variables cibles (Tableau 2.4). Jaspers et al. (2018) et Przednowek et al. (2016) avaient une conclusion similaire en comparant les résultats de LassoCV avec ceux des réseaux neuronaux (ANN) pour la prédiction de perception d'effort à l'entraînement (« RPE ») au soccer et de la performance sur une course de 500 m chez les coureurs de haies, respectivement. Nous avons vu dans la section 1.4.2 que ANN montre le plus souvent des résultats de prédictions meilleurs comparativement à d'autres modèles standards (mlr, régression non linéaire, « *Ordinary least square* », etc., Tableau 1.16) or, ces études n'avaient pas utilisé de méthode de régularisation sur les modèles simples. Nos résultats, ceux de Jaspers et al. (2018) et Przednowek et al. (2016) mettent bien en évidence l'avantage d'intégrer ces méthodes lors de l'établissement de modèles prédictifs pour des variables sportives. Il semblerait que pour ce type de problème où il y a peu d'observations, les algorithmes linéaires avec régularisation répondent mieux que les algorithmes non-linéaires complexes. Notre objectif n'étant pas uniquement d'avoir les meilleures prédictions, mais aussi de comprendre quelles sont les variables importantes aux prédictions des modèles pour adapter l'entraînement, il serait alors préférable d'utiliser LassoCV comme modèle.

Un autre aspect important avec l'utilisation de LassoCV est que nous pouvons utiliser la variance expliquée (r^2) comme mesure associative et la comparer avec les régressions linéaires des précédentes études faites dans le milieu (voir Tableau 1.19). Nous observons dans nos résultats que la variance expliquée (r^2) entre les lots de données d'entraînement et de tests diffère selon la variable cible (Tableau 2.6). Les variables d'accélération avant et arrière (5F et 5B) et celles de vitesse arrière (5-30B et 30B) montrent des valeurs r^2 négatives sur l'ensemble de données de tests ($r^2 \leq -0.005\%$, Tableau 2.6). Ceci veut dire que le modèle LassoCV performerait moins bien que la simple moyenne des valeurs de ces tests sur glace. Ainsi, jumelés avec les hautes valeurs MAPE, ces r^2 soulignent l'incapacité de LassoCV à généraliser les prédictions sur de nouvelles données. Les seules variables montrant des valeurs r^2 positives sur l'ensemble de données de test sont les variables de vitesse avant (5-30F : $r^2 = 40,6\%$ et 30F : $r^2 = 46,9\%$), témoignant d'une bonne généralisation des prédictions de LassoCV. Les valeurs r^2 trouvées demeurent toutefois inférieures à certaines études du milieu hockey ayant utilisé des régressions linéaires multiples simples (Bracko et George, 2001; Farlinger et al., 2007; Janot et al., 2015). Ces études ont analysé leurs résultats sur une population beaucoup plus hétérogène. Par exemple, Janot et al. (2015) ont évalué des hommes et des femmes ($r^2 = 69,6\%$) et Farlinger et al. (2007) des joueurs de hockey d'âge (15 à 22 ans) et de niveaux (de Bantam²² à universitaire) beaucoup plus variés ($r^2 = 78,1\%$). La différence physiologique liée au sexe pourrait expliquer pourquoi ces modèles ont trouvé un meilleur coefficient de détermination. Bracko et George (2001) ont été les seuls à rapporter une erreur d'estimation sur leur modèle linéaire et ont obtenu une erreur standard estimée (SEE) de 0,344 s sur le sprint de 44,80 mètres avant chez des joueurs juniors âgés de $12,18 \pm 2,05$ ans. Nos prédictions seraient donc meilleures. Il faut toutefois tenir compte de la plus haute variabilité au sprint ($7,56 \pm 0,50$ s) obtenu par Bracko et George (2001) comparativement à celle que nous avons obtenue pour notre test de sprint sur 25 m et 30 m (5-30F : 3.279 ± 0.151 s; 30F : 4.461 ± 0.150 s) qui pourrait influencer négativement la précision de leur modèle linéaire. Afin de mieux comparer les études utilisant différentes populations et variables d'entrées, il serait important que toutes les études rapportent une mesure de précision (p. ex., MAPE) et d'association (p. ex., r^2). De plus, aucune de ces études présentées ci-haut n'a testé leur modèle de régression linéaire sur un nouveau lot de données. Nous avons observé plus haut que les prédictions de nos modèles sur les variables

²² Ancienne catégorie de hockey intégrant les joueurs âgés entre 13 et 14 ans. Maintenant devenue la catégorie M15 (pour moins de 15 ans) au Canada. D'après HockeyCanada. (s. d.). *Divisions d'âge de Hockey Canada*. <https://www.hockeycanada.ca/fr-ca/hockey-programs/players/essentials/age-divisions>

d'accélération et de vitesse arrière sont moins bonnes sur le lot de données de test, montrant l'inhabilité des modèles à généraliser leurs résultats sur de nouveaux lots de données pour ces variables sur glace précisément. Cela étant dit, nos prédictions obtenues sur les vitesses en patinage avant sont convaincantes et, suite à une validation, les équations de LassoCV (Tableau 2.5) pourraient être utilisées par des préparateurs physiques pour le développement de programmes d'entraînement individualisés.

Au cours de cette section, nous avons à plusieurs reprises discuté de certains points qui auraient pu être améliorés dans notre analyse et celles des études présentées dans le domaine. La prochaine section va donc porter sur ces limites ainsi que des perspectives davantage macroscopiques et concrètes dans la pratique.

3.3 Limites et perspectives

Nous avons rencontré certaines limites au cours de cette étude. Dans cette section, nous parlerons du problème relié au lien de causalité des algorithmes (section 3.3.1), à la sélection des données d'entrées utilisées dans nos modèles (section 3.3.2) et à la collecte de données (section 3.3.3). Nous proposerons aussi des perspectives au cours de la section et nous finirons la section en discutant de l'avenir des tests hors glace et de l'application de l'apprentissage automatique au hockey sur glace (section 3.3.4).

3.3.1 Lien de causalité

Il faut comprendre que les algorithmes d'apprentissage automatique en intelligence artificielle ont pour objectif principal d'obtenir la meilleure prédiction d'une ou de plusieurs variables cibles. L'interprétation de l'importance des données d'entrées demeure un objectif secondaire (Halilaj et al., 2018) et ne montre que le fonctionnement des modèles. Le changement de valeur d'une variable aurait pour effet de changer la prédiction établie, mais n'aurait pas nécessairement pour effet de changer la performance réelle. Il n'y a donc pas de relations de cause à effet d'établies entre les tests physiques et la performance réelle dans ces modèles. Les tests hors glace utilisés (VJ, SLJ, 20M, Wattbike) avaient toutefois déjà montré de bonnes associations avec nos tests sur glace (section 1.2.2), montrant un lien plausible entre les variables.

3.3.2 Variables prédictives

La sélection de données ne s'est pas faite à partir d'un cadre théorique fondé sur la biomécanique et la physiologie du patinage avant et arrière. Il nous était impossible de choisir tous les tests de l'évaluation combinée compte tenu de la logistique rigide de l'événement. Les organisateurs de l'événement de la LHJMQ choisissaient la plus plupart des tests effectués lors de cette journée. Nous avons toutefois eu la possibilité d'ajouter des tests spécifiques à l'articulation de la hanche qui demeure très pertinente puisque les groupes musculaires rattachés à l'articulation de la hanche montrent les plus fortes sollicitations lors du cycle de patinage (section 1.3.2) (Chang et al., 2009). Il nous était toutefois plus facile, pratique et rapide de procéder comme nous l'avons fait lors de l'évaluation combinée compte tenu du grand nombre de joueurs à évaluer en peu de temps (90 min par groupe d'environ 20 joueurs effectuant les 9 tests hors glace de l'évaluation combinée et 6 tests

de force isométrique à la hanche, tous les tests n'ont pas été utilisés dans l'analyse et certains joueurs n'ont pas signé le consentement).

Bien que le nombre de joueurs était important pour l'organisation et la logistique de la journée de collecte, ce nombre d'observations reste relativement faible ($n=72$) pour un problème d'apprentissage automatique. Cet échantillon aurait pu limiter la capacité de prédiction des modèles sur les variables cibles, notamment pour les modèles non-linéaires. Ce nombre d'observations est toutefois situé dans la limite supérieure des autres études reliées à la prédiction de paramètres sportifs dans le sport et plus spécifiquement au hockey sur glace (Tableau 1.19; $n= 9$ à 60). Nous avons mentionné dans la section 1.4 qu'un possible problème relié à un faible échantillon de donnée était le risque de sur-apprentissage des modèles (Figure 1.12). Pour pallier cette limite, nous avons fait une validation croisée à 10 sous-groupes sur le lot de données d'entraînement. Nous pouvons donc évaluer, avant même de tester nos modèles sur le lot de données de test, si nos modèles généralisent bien les prédictions de chaque sous-groupe issues de la validation croisée. Aucune étude à notre connaissance faite au hockey sur glace n'a fait ce type de procédure rigoureuse (Tableau 1.19). Les résultats nous indiquent que la prédiction sur le lot de données d'entraînement reste relativement similaire à celles du lot de données de test bien que l'écart-type des erreurs de prédiction soit plus petit sur lot de données d'entraînement (Tableau 2.3 et Tableau 2.4). Seulement les variables cibles 5F et 5-30B montrent une baisse de performance de prédiction pour tous les modèles entre les données d'entraînements et celles de test, mettant en évidence un possible sur-apprentissage. Pour obtenir des prédictions plus généralisables et robustes, des variables d'entrées plus spécifiques aux variables cibles auraient pu être utilisées. Il convient que les variables d'entrées utilisées pour notre étude auraient pu être choisies plus judicieusement comme nous en avons 19. Jumelé à notre faible échantillon, notre faible nombre de variables aurait pu causer un sur-apprentissage des modèles pour certaines variables cibles.

D'autres variables spécifiques de la force et de la puissance auraient pu être utilisées. Nous avons utilisé la force médiane développée sur 5 s au test de force maximale isométrique à la hanche et seulement la hauteur de saut pour le saut vertical. La force maximale développée est rarement atteinte dans le sport collectif dû à la rapidité des actions effectuées (Suchomel et al., 2016) et ceci est certainement le cas du hockey sur glace. L'interaction avec les adversaires et la plupart des

actions se faisant en espace restreintes permet rarement aux joueurs d'effectuer des mouvements à grande amplitude ou de longues durées. Dans ces cas, la vitesse des mouvements est beaucoup plus déterminante. La courbe de relation force-vitesse est plutôt spécifique à la vitesse, impliquant une génération de force moindre, mais maximisée pour une très grande vitesse de raccourcissement des muscles. La force développée à chaque poussée permettant un départ rapide ou le patinage à de très grandes vitesses est produite à l'intérieur de laps de temps très courts. Nous comprenons donc que la hauteur du saut est une variable demeurant très générale et peu spécifique aux mouvements de patinage (estimation indirecte de la puissance musculaire et axe de mouvement différent) bien qu'elle ait montré de bonnes associations avec le sprint en patin (Tableau 1.10). L'utilisation des données issues des plates-formes de force des tests de forces isométriques et de saut vertical permettrait de calculer des variables comme le taux de développement de la force selon plusieurs intervalles de temps. Le taux de développement de la force a montré des associations bonnes et significatives avec la phase d'accélération sur 5 mètres au sprint de terrain chez des sprinteurs et des joueurs de rugby ($r = -0,525$, $p < 0,05$) (Brady et al., 2019; Wang et al., 2016). De plus, nous aurions pu approfondir nos analyses et mesurer les variables associées au profil de force-vitesse horizontal à la course en ajoutant plusieurs paires de cellules photo-électriques au sprint hors glace sur 20 mètres (p.ex., force horizontale maximale, vitesse de course maximale et le taux de diminution du rapport de force avec l'augmentation de la vitesse lors de la phase d'accélération). L'habileté de produire une grande force horizontale lors du sprint de terrain de 100 mètres a montré de fortes associations et cette relation semblerait devenir plus forte sur de plus petites distances de sprint (entre 10 et 20 mètres) tel qu'observé chez les joueurs de rugby et soccer (Morin et Samozino, 2016). Les résultats de Perez et al. (2021) ont cependant montré chez les joueuses de hockey élites que ces composantes mécaniques mesurées lors d'un sprint de terrain obtenaient des associations triviales à modérées et non significatives avec celles mesurées sur un sprint en patin ($r = -0,02$ à $0,31$, $p > 0,05$). Ils seraient donc préférables d'utiliser les composantes mécaniques du profil de force-vitesse horizontale en sprint sur glace puisqu'elles sont plus spécifiques et diffèrent largement de celles observées sur le sprint de terrain (taille d'effet modérée à large, $p < 0,002$) (Perez et al., 2021). Ainsi, certaines variables seraient possiblement plus spécifiques d'un point de vue physiologique et biomécanique à la poussée des jambes dans le cycle de patinage et auraient pu permettre d'obtenir de meilleures prédictions.

En plus des variables propres à la force et la puissance développée, nous aurions pu ajouter comme variables d'entrées des tests de force isométrique spécifique à l'extension des genoux et à la flexion plantaire de la cheville puisque ces mouvements articulaires sont impliqués dans la cinématique du patinage (section 1.3.2.1) (Buckeridge, LeVangie, et al., 2015; Pearsall et al., 2000). Il n'était cependant pas possible d'utiliser ces tests dans la présente étude puisque le temps attribué pour la collecte de données des tests de force isométrique était limité, réduisant nos tests qu'à ceux de la hanche. Ces tests auraient pu bonifier les prédictions obtenues. Il faut toutefois noter qu'en ajoutant ces variables comme entrées aux modèles, le risque de sur-apprentissage aurait augmenté dû au nombre d'observations inchangé pour plus de variables d'entrées. Ce qui nous amène maintenant à la sélection et la régularisation des variables d'entrées. Il faut donc demeurer prudent quant aux recommandations d'intervention en préparation physique puisque nos évaluations étaient d'autant plus orientées et spécifiques à la musculature entourant la hanche.

Dans notre étude, pour optimiser les nombres de variables d'entrées aux prédictions et enlever les variables ayant peu d'importance aux prédictions, une méthode de régularisation a été utilisée dans un de nos trois modèles, LassoCV, et nous a permis de faciliter la compréhension des paramètres physiques importants (Figure 2.2). Ainsi, une des limites que nous pouvons rapporter de notre modèle non-linéaire xgboost est qu'aucune méthode de régularisation des données d'entrées n'a été utilisée. De plus, ce modèle est hautement paramétrable et l'optimisation des hyperparamètres avec des techniques d'optimisation peut mener à de meilleures prédictions que le modèle de base. Par exemple, Guo et al. (2019) avaient utilisé une méthode de sélection de données séquentielles et une technique d'optimisation bayésienne des hyperparamètres avec xgboost pour prédire le niveau d'activité physique de jeunes enfants. Ils arrivaient à de meilleurs résultats pour une tâche de classification comparativement aux autres modèles utilisés (« *support vector machine* », « *k-nearest neighbor* », « *decision tree* », « *random forest* », « *gradient boosting decision tree* »). Il faut toutefois mentionner que ces techniques d'optimisation des paramètres peuvent rendre les modèles plus complexes, conduire au sur-apprentissage et donc à une mauvaise généralisation des résultats sur un nouveau lot de données, reprenant ainsi le concept de parcimonie évoqué à la section 1.4.1.3 (Schelling et Robertson, 2020). De plus, ce processus peut être long dépendamment du nombre d'hyperparamètres à modifier; il faut aussi connaître quels hyperparamètres sont à modifier pour le problème rencontré, nécessitant alors d'une bonne expertise dans le domaine (Luo,

2016). Nous pouvons donc conclure que minimiser le nombre de variables d'entrées est souhaitable pour la résolution de problème comme le nôtre. D'un autre côté, l'optimisation des paramètres d'un modèle est envisageable si les prédictions obtenues sont significativement meilleures, généralisables sur de nouveaux lots de données et que les modèles demeurent facilement interprétables.

3.3.3 Familiarisation des tests

La dernière limite que nous avons rencontrée lors des évaluations combinées serait la familiarisation des joueurs à la procédure des tests. Aucune séance de familiarisation n'avait été faite à l'exception des quelques essais donnés tout juste avant les essais enregistrés. Certains auteurs suggèrent qu'une séance quelques jours avant la collecte de données permettrait de réduire la variabilité intra-participant et d'assurer une bonne fiabilité et validité des résultats obtenus (Atkinson et Nevill, 2001; Hibbert et al., 2017). Il serait alors plus facile de reconnaître de plus petits écarts significatifs entre les joueurs et permettrait d'obtenir une puissance statistique supérieure (Atkinson et Nevill, 2001) et ainsi des prédictions plus robustes. Dans notre étude, nous ne pouvions pas procéder à ces mesures de familiarisation pour les tests hors glace puisque les participants viennent de plusieurs villes au Québec. Nous nous sommes donc fiés à l'expertise d'évaluateurs expérimentés pour l'explication et la démonstration de ces tests. Notons aussi que ces joueurs sont considérés élités et les meilleurs de leur catégorie. Il est fort probable qu'ils avaient déjà expérimenté certains de ces tests durant leur carrière sportive, surtout les tests communément utilisés dans le milieu du hockey (c.-à-d., VJ, SLJ, Wattbike, 20M). Les tests de force maximale isométrique aux hanches étaient toutefois nouveaux et une période de familiarisation aurait certainement été bénéfique pour la collecte. Il se trouve cependant que ce type d'évaluation demeurerait simple à réaliser (ne nécessitant aucun mouvement et une sollicitation mono-articulaire) et des kinésithérapeutes expérimentés étaient présents afin d'expliquer la procédure aux joueurs. Le formulaire de consentement leur avait aussi été envoyé quelques semaines avant l'évaluation combinée où toutes les spécificités du protocole étaient expliquées et détaillées. Il aurait cependant été plus convenable d'établir une procédure de familiarisation pour les tests de forces isométriques aux hanches puisque ceux-ci se trouvent à obtenir la plus grande variabilité inter-participant ($CV \geq 23,4\%$, section 2.5).

3.3.4 Le futur des tests hors glace et de l'apprentissage automatique

Avec tout le matériel discuté au cours de ce mémoire, que pouvons-nous conclure de l'utilité des tests hors glace pour mesurer les performances au hockey sur glace?

La standardisation des procédures des tests hors glace serait le premier aspect nous venant en tête. Nous avons vu dans ce mémoire que les mesures associatives trouvées entre les tests hors glace et sur glace pouvaient être différentes dépendamment des protocoles de tests utilisés (r^2 de 0,19 à 0,781, Tableau 1.19). Burr et al. (2007) avait aussi trouvé que l'évaluation du saut vertical à l'aide de trois méthodes différentes donnait des liens associatifs différents avec la ronde de sélection de joueurs recrues de la LNH. Les évaluations combinées de la LNH développées par la Centrale de recrutement de la LNH (de l'anglais « NHL Central Scouting Services », CSS) en 1993 auraient possiblement aidé au gain en standardisation des procédures des tests hors glace au sein des diverses associations du milieu du hockey. Or, à ce jour, le hockey est un sport international se jouant dans plus de 79 pays et totalisant plus de 1,7 million de joueurs enregistrés au monde (IIHF.com, s. d.). Il est difficile de garantir la rigueur dans la prise des mesures, surtout que différents outils peuvent être utilisés pour un même test. Notre appel à la standardisation serait donc improbable. Il faut aussi comprendre que le hockey sur glace est un milieu privé et l'accès aux données demeure très restreint d'une association à l'autre. Chacune veut garder leurs données par souci de sécurité et de confidentialité des joueurs, mais surtout pour l'aspect compétitif et monétaire rattaché. Nous espérons que dans un futur proche, l'accès aux données sera possible et la standardisation des procédures d'évaluation sera bien définie au travers des associations.

La communication des résultats est un autre aspect très important à prendre en considération dans la présentation des résultats aux tests hors glace. Le milieu du hockey sur glace est un milieu très traditionnel et les décideurs d'une équipe se basent la plupart du temps sur leur expérience pratique en hockey et peu sur les résultats d'outils statistiques complexes comme nous avons utilisé pour reconnaître la valeur des joueurs. Une étude de Krkeljas et al. (2017) avait montré que bien que les outils technologiques dans le sport étaient perçus comme étant très utiles par plus de 80% des entraîneurs et athlètes de sports variés (rugby, cricket, soccer, netball et tennis), l'adhésion à ces outils demeurait difficile dû au coût, à la communication des résultats et à la pertinence des recherches. Tout bon scientifique des données sportives devra donc montrer l'utilité, la spécificité,

la validité ainsi que la fiabilité de ses résultats et les présenter de la façon la plus claire et pratique dans l'optique d'ouvrir ces barrières entre le milieu de la science et celui du terrain (Torres-Ronda et Schelling, 2017). Ce point est lié à ce que nous avons discuté à la section 1.4.1, soit de rapprocher les écarts d'opinions potentiels entre les décideurs, les outils d'aide à la décision (outils technologiques) et la réalité des situations en fonction du problème voulant être résolu (Schelling et Robertson, 2020). Les tests hors glace reposent sur des qualités physiologiques et biomécaniques spécifiques et parfois compliquées à comprendre. Il est important de bien présenter leur implication sur les variables sur glaces prédites, soit l'accélération et vitesse avant et arrière dans notre cas. Il faut aussi considérer que « *tous les modèles sont faussés, mais que certains sont utiles* » - George E.P Box. La vérité est qu'aucun modèle ne peut être parfait, mais que même dans cette imperfection, ils peuvent s'avérer utiles. Il faut donc demeurer clair et signaler les lacunes de ceux-ci (Diez et al., 2019). Cette dernière affirmation sera importante pour l'intégration de ces outils puisqu'ils peuvent être automatisés et devenir beaucoup plus efficaces pour certaines tâches ou pour apporter une aide précieuse pour la prise de décision.

Nous avons vu dans ce projet que les variables physiques mesurées à partir des tests hors glace n'expliquaient qu'en partie les prédictions obtenues des modèles et pouvaient ainsi limiter leur application. Cela étant dit, une vérification des changements induits par l'entraînement hors-glace sur les variables dites importantes aux prédictions serait recommandée avant d'utiliser les équations obtenues par notre modèle LassoCV. Ensuite, si ces vérifications sont validées, un préparateur physique pourrait utiliser ces données pour cibler l'état des athlètes et prioriser le développement des capacités physiques individuellement. De plus, les tests hors glace obtenant les plus hauts coefficients dans nos équations pourraient aussi être utilisés dans un suivi périodique afin de détecter les baisses de performance associées au calendrier chargé de la période compétitive. Il faut indiquer que nos équations ne prennent qu'en considération les tests hors glace et les prédictions sont limitées qu'aux tests de vitesse avant sur la glace. Ils ne permettent pas de connaître les performances directes d'un joueur ou sa probabilité de succès. Cette tâche est beaucoup plus complexe et difficile à prédire (Burr et al., 2008; Tarter et al., 2009). Les équipes des différentes associations de hockey sont particulièrement intéressées par cet objectif puisque les performances des joueurs sont directement liées à leur succès. Les tests hors glace peuvent donc avoir une certaine valeur lorsque vient le temps d'améliorer des aspects physiques qui sont mesurables directement

sur la glace, mais ne sont pas une science exacte pour reconnaître le talent des joueurs de hockey d'autant plus qu'ils ne sont pas spécifiques aux actions rencontrées par les joueurs lors du jeu.

Toutefois, même dans les sports comme le football américain où les évaluations physiques sont beaucoup plus spécifiques aux actions produites en jeu, le pouvoir prédictif des tests sur les futures performances des joueurs est aussi questionnable. Kuzmits et Adams (2008) ont évalué les résultats des quarts-arrières, des porteurs de ballon et des receveurs de passes lors du combiné annuel de la LNF. Ils ont mesuré les associations entre les différents tests effectués et la ronde de sélection, le salaire chaque année au bout de trois ans, le nombre de parties jouées chaque année au bout de trois ans ainsi que d'autres paramètres spécifiques aux positions jouées comme le pourcentage de complétion des passes par essai pour les quarts-arrières, le nombre moyen de verges par course pour les porteurs de ballons et le nombre de verges complété par réception pour les receveurs de passes. Les résultats de leur recherche ont montré que seulement le sprint de 40 verges chez les porteurs de ballon avait de fortes associations avec leur chance de succès en général. Pour les autres positions, aucune association convaincante n'avait été établie. Dans une étude plus récente, Cook et al. (2020) ont aussi montré que les résultats des joueurs aux tests physiques des évaluations combinées de la LNF n'expliquaient que 2,6% de la variance du nombre moyen de jeux effectué par partie durant la saison suivant cet événement. Ceci montre que plusieurs autres facteurs influençant les paramètres de performance demeurent inexpliqués. Les évaluations physiques qualifiées comme étant spécifiques aux sports de terrains semblent aussi limitées pour prédire le futur succès des joueurs.

Ainsi, le concept d'une bonne forme physique dans le sport d'équipe reste difficile à définir de par les demandes multiples et complexes du jeu. Au hockey sur glace, les tests hors glace utilisés par les entraîneurs ne sont certainement pas le seul aspect à considérer dans l'évaluation d'un joueur (Nightingale et al., 2013). Des évaluations complétées comprenant des tests sur glace, des tests hors glace, des tests psychologiques, les statistiques des joueurs et leur historique de blessures permettraient, entre autres, de reconnaître la valeur d'un joueur. Comme l'ont dit Schelling et Robertson (2020) dans leur revue de littérature sur l'application d'outils d'aide à la décision dans le sport : « *Il faut être conscient des limites entourant une situation réelle difficilement mesurable puisqu'elle peut être de nature non déterministe et qualitative* ». En d'autres mots, si nous voulons

connaître les chances de succès d'un joueur au hockey ou prédire ses performances directes lors du jeu, il faudrait prendre connaissance de tous les aspects susceptibles de l'influencer et après, possiblement, les outils d'aide à décision en apprentissage automatique seraient profitables. Les évaluations physiques effectués lors des combinés annuels ne formeraient qu'une infime partie des réponses à ce problème.

En fonction des résultats que nous avons obtenus et des points de discussion énumérées au cours de cette sous-section, il serait important de valider en premier lieu les modèles avec une intervention en préparation physique visant l'amélioration des variables physiques dites importants. Si des résultats positifs s'en suivent, nous pourrions utiliser ces résultats de recherches pour aider les préparateurs physiques à développer des entraînements optimaux pour les joueurs de hockey. Nos résultats ont montré que pour l'ensemble des variables prédites, le saut horizontal et la force isométrique en flexion de la hanche sont les variables les plus importantes. Les tests standards (c.-à-d. la puissance anaérobie sur ergocycle, le sprint de terrain et le saut vertical) sont importants pour les variables de vitesse avant, tandis que les variables de force isométriques à la hanche, notamment l'adduction et la rotation externe, sont importantes pour l'accélération avant. Pour les variables de patinage arrière, nous observons que la position jouée, les forces isométriques en rotation externe et le déséquilibre inter-membre en extension sont importantes. Ainsi, avec ces interprétations, d'autres chercheurs ou préparateurs physiques pourront prendre en considération les variables importantes pour des tâches spécifiques voulant être améliorées. Il faut toutefois prendre ses précautions quant à l'utilisation des prédictions obtenues sur les variables d'accélération et de vitesse arrière dues aux hautes erreurs de prédiction rapportées par nos modèles. Finalement, si un préparateur physique voulait utiliser les modèles, il serait important d'utiliser les mêmes évaluations physiques pour assurer leur validité. Il faut aussi bien comprendre que les caractéristiques physiques mesurées par les tests sur glace ne prédisent pas les performances directes des joueurs lors du jeu, même s'ils comprennent des composantes déterminantes de la performance individuelle des joueurs de hockey.

4 Conclusion

Nous avons observé qu'il était difficile de prédire les performances des joueurs de hockey sur glace dû aux implications multifactorielles de la performance des joueurs. Pour rejoindre le besoin de trouver des tests valides et rapides afin de reconnaître le talent des joueurs de hockey de niveau mineur, des tests standards de terrains et des tests spécifiques aux forces développées à la hanche ont été utilisés comme variables d'entrées à des algorithmes d'apprentissage automatique. Les prédictions sont bonnes pour la vitesse maximale en patinage vers l'avant, mais sont insatisfaisantes pour les variables d'accélération (avant et arrière) et de vitesse de patinage vers l'arrière. L'importance des variables d'entrées aux prédictions des modèles montre que la force maximale isométrique développée en flexion à la hanche et le saut horizontal sont les variables contribuant le plus aux variables prédites. L'approche basée sur l'apprentissage automatique procure des prédictions légèrement meilleures que les approches statistiques standards. Certaines variables issues des tests standards de terrains et des tests spécifiques aux forces développées à la hanche semblent pouvoir expliquer les performances obtenues lors des tests d'accélération et vitesse sur la glace. Les équations de nos modèles, particulièrement celles de LassoCV, étant faciles à comprendre et directement applicables sur le terrain, pourraient être utilisées après validation pour cibler et développer les lacunes observées aux tests physiques. Finalement, nous recommandons en premier lieu d'expérimenter ce modèle avec les variables les mieux prédites, soit la vitesse avant.

5 Références bibliographiques

- Abernethy, P., Wilson, G. et Logan, P. (1995, Jun). Strength and power assessment. Issues, controversies and challenges. *Sports Med*, 19(6), 401-417. <https://doi.org/10.2165/00007256-199519060-00004>
- Abut, F. et Akay, M. F. (2015, 2015/8/27). Machine learning and statistical methods for the prediction of maximal oxygen uptake: recent advances. *Med. Devices*, 8, 369-379. <https://doi.org/10.2147/MDER.S57281>
- Alegre, L. M., Jiménez, F., Gonzalo-Orden, J. M., Martín-Acero, R. et Aguado, X. (2006, May). Effects of dynamic resistance training on fascicle length and isometric strength. *J Sports Sci*, 24(5), 501-508. <https://doi.org/10.1080/02640410500189322>
- Allard, P., Martinez, R., Deguire, S. et Tremblay, J. (2020, 2020/1/28). In-Season Session Training Load Relative to Match Load in Professional Ice Hockey. *J. Strength Cond. Res.* <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003490>
- Atkinson, G. et Nevill, A. M. (2001, Oct). Selected issues in the design and analysis of sport performance research. *J Sports Sci*, 19(10), 811-827. <https://doi.org/10.1080/026404101317015447>
- Bartlett, J. D., O'Connor, F., Pitchford, N., Torres-Ronda, L. et Robertson, S. J. (2017, 2017/2). Relationships Between Internal and External Training Load in Team-Sport Athletes: Evidence for an Individualized Approach. *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 12(2), 230-234. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2015-0791>
- Behm, D. G., Wahl, M. J., Button, D. C., Power, K. E. et Anderson, K. G. (2005, 2005/5). Relationship between hockey skating speed and selected performance measures. *J. Strength Cond. Res.*, 19(2), 326-331. <https://doi.org/10.1519/R-14043.1>
- Bhavsar, P., Safro, I., Bouaynaya, N., Polikar, R. et Dera, D. (2017). Chapter 12 - Machine Learning in Transportation Data Analytics. Dans M. Chowdhury, A. Apon et K. Dey (dir.), *Data Analytics for Intelligent Transportation Systems* (p. 283-307). Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809715-1.00012-2>
- Booyesen, M. J., West, N. et Constantinou, D. (2016). P-85 The relationships of eccentric and concentric isokinetic strength with sprinting speed in male sub-elite footballers. *British*

Journal of Sports Medicine, 50(Suppl 1), A79. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2016-097120.138>

Bracko, M. R. (2001, 2001/2). On-ice performance characteristics of elite and non-elite women's ice hockey players. *J. Strength Cond. Res.*, 15(1), 42-47. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11708705>

Bracko, M. R. (2004, 2004). Biomechanics powers ice hockey performance. *Biomechanics and Modeling in Mechanobiology*, 2004, 47-53. <http://www.hockeystrengthandconditioning.com/9%20skating%20revs%2047-53.pdf>

Bracko, M. R., Fellingham, G. W., Hall, L. T., Fisher, A. G. et Cryer, W. (1998, 1998/3/1). Performance skating characteristics of professional ice hockey forwards. *Sports Med. Train. Rehabil.*, 8(3), 251-263. <https://doi.org/10.1080/15438629809512531>

Bracko, M. R. et George, J. D. (2001, 2001/2). Prediction of ice skating performance with off-ice testing in women's ice hockey players. *J. Strength Cond. Res.*, 15(1), 116-122. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11708693>

Brady, C. J., Harrison, A. J., Flanagan, E. P., Haff, G. G. et Comyns, T. M. (2019, 2019/11/18). The Relationship Between Isometric Strength and Sprint Acceleration in Sprinters. *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 1-8. <https://doi.org/10.1123/ijssp.2019-0151>

Brocherie, F., Girard, O. et Millet, G. P. (2018, 2018/9). Updated analysis of changes in locomotor activities across periods in an international ice hockey game. *Biol. Sport*, 35(3), 261-267. <https://doi.org/10.5114/biolSport.2018.77826>

Buckeridge, E., LeVangie, M. C., Stetter, B., Nigg, S. R. et Nigg, B. M. (2015, 2015/5/14). An on-ice measurement approach to analyse the biomechanics of ice hockey skating. *PloS One*, 10(5), e0127324. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0127324>

Buckeridge, E., von Tscherner, V. et Nigg, B. M. (2015, 2015). LOWER LIMB MUSCLE RECRUITMENT STRATEGIES DIFFER BETWEEN ELITE AND RECREATIONAL ICE HOCKEY PLAYERS. ISBS-Conference Proceedings Archive. <https://ojs.ub.uni-konstanz.de/cpa/article/view/6356>

<https://ojs.ub.uni-konstanz.de/cpa/article/view/6356/5725>

Budarick, A. R., Shell, J. R., Robbins, S. M. K., Wu, T., Renaud, P. J. et Pearsall, D. J. (2018, 2018/9/11). Ice hockey skating sprints: run to glide mechanics of high calibre male and

- female athletes. *Sports Biomechanics*, 1-17.
<https://doi.org/10.1080/14763141.2018.1503323>
- Bunker, R. P. et Thabtah, F. (2019, 2019/1/1). A machine learning framework for sport result prediction. *Applied Computing and Informatics*, 15(1), 27-33.
<https://doi.org/10.1016/j.aci.2017.09.005>
- Burr, J. F., Jamnik, R. K., Baker, J., Macpherson, A., Gledhill, N. et McGuire, E. J. (2008, 2008/9). Relationship of Physical Fitness Test Results and Hockey Playing Potential in Elite-Level Ice Hockey Players. *J. Strength Cond. Res.*, 22(5), 1535.
<https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e318181ac20>
- Burr, J. F., Jamnik, V. K., Dogra, S. et Gledhill, N. (2007, 2007/11). Evaluation of jump protocols to assess leg power and predict hockey playing potential. *J. Strength Cond. Res.*, 21(4), 1139-1145. <https://doi.org/10.1519/R-21496.1>
- Cánovas López, M., Arias, J. L., García Marín, P. et Yuste, J. L. (2014, 2014/6). Time-Motion Analysis Procedure in Team Sports: Example for Youth Basketball. *Strength & Conditioning Journal*, 36(3), 71. <https://doi.org/10.1519/SSC.0000000000000061>
- Chan, T. C. Y., Cho, J. A. et Novati, D. C. (2012, 2012/4/1). Quantifying the Contribution of NHL Player Types to Team Performance. *INFORMS Journal on Applied Analytics*, 42(2), 131-145. <https://doi.org/10.1287/inte.1110.0612>
- Chang, R., Turcotte, R. et Pearsall, D. (2009, 2009/9). Hip adductor muscle function in forward skating. *Sports Biomechanics*, 8(3), 212-222. <https://doi.org/10.1080/14763140903229534>
- Claudino, J. G., Capanema, D. d. O., de Souza, T. V., Serrão, J. C., Machado Pereira, A. C. et Nassis, G. P. (2019, 2019/7/3). Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: a Systematic Review. *Sports Med Open*, 5(1), 28. <https://doi.org/10.1186/s40798-019-0202-3>
- Cometti, G., Maffiuletti, N. A., Pousson, M., Chatard, J. C. et Maffulli, N. (2001, Jan). Isokinetic strength and anaerobic power of elite, subelite and amateur French soccer players. *Int J Sports Med*, 22(1), 45-51. <https://doi.org/10.1055/s-2001-11331>
- Cook, J., Ryan, G. A., Snarr, R. L. et Rossi, S. (2020, Sep). The Relationship Between the National Football League Scouting Combine and Game Performance Over a 5-Year Period. *J Strength Cond Res*, 34(9), 2492-2499. <https://doi.org/10.1519/jsc.0000000000003676>

- Cox, M. H., Miles, D. S., Verde, T. J. et Rhodes, E. C. (1995, 1995/3). Applied physiology of ice hockey. *Sports Medicine*, 19(3), 184-201. <https://doi.org/10.2165/00007256-199519030-00004>
- de Koning, J. J., Thomas, R., Berger, M., de Groot, G. et van Ingen Schenau, G. J. (1995, 1995/12). The start in speed skating: from running to gliding. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 27(12), 1703-1708. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8614329>
<http://Insights.ovid.com/pubmed?pmid=8614329>
- Deane, R. S., Chow, J. W., Tillman, M. D. et Fournier, K. A. (2005, 2005/8). Effects of hip flexor training on sprint, shuttle run, and vertical jump performance. *J. Strength Cond. Res.*, 19(3), 615-621. <https://doi.org/10.1519/14974.1>
- Delisle-Houde, P., Chiarlitti, N. A., Reid, R. E. R. et Andersen, R. E. (2018, 2018/5). Relationship Between Physiologic Tests, Body Composition Changes, and On-Ice Playing Time in Canadian Collegiate Hockey Players. *J. Strength Cond. Res.*, 32(5), 1297-1302. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000002507>
- Delisle-Houde, P., Chiarlitti, N. A., Reid, R. E. R. et Andersen, R. E. (2019, 2019/3/6). Predicting On-Ice Skating Using Laboratory- and Field-Based Assessments in Collegiate Ice Hockey Players. *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 1-21. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2018-0708>
- Desmyttere, G., Gaudet, S. et Begon, M. (2019, 2019/3/28). Test-retest reliability of a hip strength assessment system in varsity soccer players. *Physical Therapy in Sport* 37, 138-143. <https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2019.03.013>
- Diez, D., Çetinkaya-Rundel, M. et Barr, C. D. (2019). *OpenIntro Statistics* (4^e éd.).
- Dillman, C. J., Stockholm, A. J. et Greer, N. (1984, 1984). *Movement of ice hockey players*. ISBS-Conference Proceedings Archive. <https://ojs.ub.uni-konstanz.de/cpa/article/download/1410/1161>
- Dixon, P. C., Schütte, K. H., Vanwanseele, B., Jacobs, J. V., Dennerlein, J. T., Schiffman, J. M., Fournier, P. A. et Hu, B. (2019, 2019/10). Machine learning algorithms can classify outdoor terrain types during running using accelerometry data. *Gait Posture*, 74, 176-181. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2019.09.005>
- Dos'Santos, T., Thomas, C., Comfort, P., McMahon, J. J. et Jones, P. A. (2017, Sep 13). Relationships between Isometric Force-Time Characteristics and Dynamic Performance. *Sports (Basel)*, 5(3). <https://doi.org/10.3390/sports5030068>

- Dvir, Z. (1991, 1991/8). Clinical applicability of isokinetics: A review. *Clin. Biomech.*, 6(3), 133-144. [https://doi.org/10.1016/0268-0033\(91\)90024-K](https://doi.org/10.1016/0268-0033(91)90024-K)
- Ebben, W. P., Carroll, R. M. et Simenz, C. J. (2004, 2004/11). Strength and conditioning practices of National Hockey League strength and conditioning coaches. *J. Strength Cond. Res.*, 18(4), 889-897. <https://doi.org/10.1519/14133.1>
- Eckard, T. G., Padua, D. A., Hearn, D. W., Pexa, B. S. et Frank, B. S. (2018, 2018/8). The Relationship Between Training Load and Injury in Athletes: A Systematic Review. *Sports Med.*, 48(8), 1929-1961. <https://doi.org/10.1007/s40279-018-0951-z>
- Edelmann-nusser, J., Hohmann, A. et Henneberg, B. (2002, 2002/4/1). Modeling and prediction of competitive performance in swimming upon neural networks. *EJSS*, 2(2), 1-10. <https://doi.org/10.1080/17461390200072201>
- Emery, C. A. et Meeuwisse, W. H. (2006, Dec). Injury rates, risk factors, and mechanisms of injury in minor hockey. *Am J Sports Med*, 34(12), 1960-1969. <https://doi.org/10.1177/0363546506290061>
- Farah, L. et Baker, J. (2021). Accuracy from the slot: Evaluating draft selections in the National Hockey League. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 31(3), 564-572. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/sms.13874>
- Farlinger, C. M., Kruisselbrink, L. D. et Fowles, J. R. (2007, 2007/8). Relationships to skating performance in competitive hockey players. *J. Strength Cond. Res.*, 21(3), 915-922. <https://doi.org/10.1519/R-19155.1>
- Fister, I., Ljubič, K., Suganthan, P. N., Perc, M. et Fister, I. (2015, 2015/7/1). Computational intelligence in sports: Challenges and opportunities within a new research domain. *Appl. Math. Comput.*, 262, 178-186. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2015.04.004>
- Gabbett, T. J. et Jenkins, D. G. (2011, 2011/5). Relationship between training load and injury in professional rugby league players. *J. Sci. Med. Sport*, 14(3), 204-209. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2010.12.002>
- Gabbett, T. J. et Whiteley, R. (2017, 2017/4). Two Training-Load Paradoxes: Can We Work Harder and Smarter, Can Physical Preparation and Medical Be Teammates? *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 12(Suppl 2), S250-S254. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0321>
- Géron, A. (2019). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. O'Reilly Media.

- Gledhill, N. et Jamnik, V. (2007, 2007). Detailed assessment protocols for NHL entry draft players. *York University, Toronto.*
<http://centralscouting.nhl.com/link3/sections/cs/public/combine/protocol.pdf>
- Green, H., Bishop, P., Houston, M., McKillop, R., Norman, R. et Stothart, P. (1976, 1976/2). Time-motion and physiological assessments of ice hockey performance. *J. Appl. Physiol.*, 40(2), 159-163. <https://doi.org/10.1152/jappl.1976.40.2.159>
- Gu, W., Foster, K., Shang, J. et Wei, L. (2019, 2019/4/12). A Game-Predicting Expert System Using Big Data and Machine Learning. *Expert Syst. Appl.*
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.04.025>
- Gu, W., Saaty, T. L. et Whitaker, R. (2016, 2016/7/1). Expert System for Ice Hockey Game Prediction: Data Mining with Human Judgment. *Int. J. Inf. Technol. Decis. Mak.*, 15(04), 763-789. <https://doi.org/10.1142/S0219622016400022>
- Guo, J., Yang, L., Bie, R., Yu, J., Gao, Y., Shen, Y. et Kos, A. (2019, 2019/3/14). An XGBoost-based physical fitness evaluation model using advanced feature selection and Bayesian hyper-parameter optimization for wearable running monitoring. *Computer Networks*, 151, 166-180. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2019.01.026>
- Halilaj, E., Rajagopal, A., Fiterau, M., Hicks, J. L., Hastie, T. J. et Delp, S. L. (2018, 2018/11/16). Machine learning in human movement biomechanics: Best practices, common pitfalls, and new opportunities. *J. Biomech.*, 81, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.09.009>
- Halson, S. L. (2014, 2014/11). Monitoring training load to understand fatigue in athletes. *Sports Med.*, 44 Suppl 2, S139-147. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0253-z>
- Haukali, E. et Tjelta, L. I. (2015, 2015/6). Correlation between "off-ice" variables and skating performance among young male ice hockey players. *International Journal of Applied Sports Sciences*, 27(1), 26-32.
<http://web.a.ebscohost.com/abstract?site=ehost&scope=site&jrnl=15982939&AN=108411039&h=oDFMJTtuxp2CizWg3NdqBs%2fj4hkN5eBVbkv5EgWXnRER%2fvFS1Ua12P13b9vBPEH5cD7mAR7YZD2AKUQka9%2bE0A%3d%3d&crl=c&resultLocal=ErrCrlNoResults&resultNs=Ehost&crlhashurl=login.aspx%3fdirect%3dtrue%26profile%3dehost%26scope%3dsite%26authtype%3dcrawler%26jrnl%3d15982939%26AN%3d108411039>
- Henriksson, T., Vescovi, J. D., Fjellman-Wiklund, A. et Gilenstam, K. (2016, 2016/8/18). Laboratory- and field-based testing as predictors of skating performance in competitive-

- level female ice hockey. *Open Access J Sports Med*, 7, 81-88. <https://doi.org/10.2147/OAJSM.S109124>
- Hibbert, A. W., Billaut, F., Varley, M. C. et Polman, R. C. J. (2017). Familiarization Protocol Influences Reproducibility of 20-km Cycling Time-Trial Performance in Novice Participants. *Frontiers in physiology*, 8, 488-488. <https://doi.org/10.3389/fphys.2017.00488>
- HockeyCanada. (s. d.). *Divisions d'âge de Hockey Canada*. <https://www.hockeycanada.ca/fr-ca/hockey-programs/players/essentials/age-divisions>
- HockeyDB. (s. d.). *NHL and WHA draft History*. <https://www.hockeydb.com/ihdb/draft/index.html>
- Hoff, J., Kemi, O. J. et Helgerud, J. (2005, 2005/9). Strength and endurance differences between elite and junior elite ice hockey players. The importance of allometric scaling. *Int. J. Sports Med.*, 26(7), 537-541. <https://doi.org/10.1055/s-2004-821328>
- IIHF.com. (s. d.). *Survey of player*. <https://www.iihf.com/en/static/5324/survey-of-players>
- Jäger, J. M., Kurz, J. et Müller, H. (2017, 2017/11/27). Linear and Nonlinear Prediction Models Show Comparable Precision for Maximal Mean Speed in a 4x1000 m Field Test. *International Journal of Computer Science in Sport*, 16(2), 78-87. <https://doi.org/10.1515/ijcss-2017-0007>
- Janot, J. M., Beltz, N. M. et Dalleck, L. D. (2015, 2015/9). Multiple Off-Ice Performance Variables Predict On-Ice Skating Performance in Male and Female Division III Ice Hockey Players. *J. Sports Sci. Med.*, 14(3), 522-529. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26336338>
- Jaspers, A., De Beéck, T. O., Brink, M. S., Frencken, W. G. P., Staes, F., Davis, J. J. et Helsen, W. F. (2018, 2018/5/1). Relationships Between the External and Internal Training Load in Professional Soccer: What Can We Learn From Machine Learning? *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 13(5), 625-630. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2017-0299>
- Juneja, H., Verma, S. et Khanna, G. (2012). Isometric strength and its relationship to dynamic performance: a systematic review. *Journal of exercise science and physiotherapy*, 6(2), 60.
- Kahn, J. (2003). Neural network prediction of NFL football games. *World Wide Web electronic publication*, 9-15.

- Kipp, K., Krzyszkowski, J. et Kant-Hull, D. (2019, 2019/5/16). Use of Machine Learning to Model Volume Load Effects on Changes in Jump Performance. *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 1-13. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2019-0009>
- Kniffin, K. M., Howley, T. et Bardreau, C. (2017, 2017/12). Putting Muscle Into Sports Analytics: Strength, Conditioning, and Ice Hockey Performance. *J. Strength Cond. Res.*, 31(12), 3253-3259. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000002211>
- Kraemer, W. J., Comstock, B., Clark, J. E., Dunn-Lewis, C. et Hoffman, J. (2012, 2012). NSCA's Guide to Program Design. *Champaign, IL: Human Kinetics*, 10-26.
- Krause, D. A., Neuger, M. D., Lambert, K. A., Johnson, A. E., DeVinny, H. A. et Hollman, J. H. (2014, 2014/2). Effects of examiner strength on reliability of hip-strength testing using a handheld dynamometer. *J. Sport Rehabil.*, 23(1), 56-64. <https://doi.org/10.1123/jsr.2012-0070>
- Krause, D. A., Smith, A. M., Holmes, L. C., Klebe, C. R., Lee, J. B., Lundquist, K. M., Eischen, J. J. et Hollman, J. H. (2012, 2012/5). Relationship of off-ice and on-ice performance measures in high school male hockey players. *J. Strength Cond. Res.*, 26(5), 1423-1430. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e318251072d>
- Krkeljas, Z., Tate, R. A., Vermeulen, N. J. et Terblanche, E. (2017). Perceptions of sport science relevance and application among South African coaches and athletes. *South African Journal for Research in Sport, Physical Education and Recreation*, 39(2), 101-114.
- Kuzmits, F. E. et Adams, A. J. (2008, 2008/11). The NFL combine: does it predict performance in the National Football League? *J. Strength Cond. Res.*, 22(6), 1721-1727. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e318185f09d>
- Lafontaine, D., Lamontagne, M. et Lockwood, K. (1998, 1998). *Time-motion analysis of ice-hockey skills during games*. ISBS-Conference Proceedings Archive. <https://ojs.ub.uni-konstanz.de/cpa/article/download/1232/1119>
- Larousse, E. (s. d.). *intelligence artificielle*. https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/intelligence_artificielle/187257
- Léger, L. (1975, 1975/1/1). Le Hockey: Les Sources d'Énergie. *Mouvement*, 10(4), 245-253. https://www.researchgate.net/publication/309493801_Le_hockey_-_Sources_d'energie_Mouvement_104_245-253_1975

- Léger, L. (1980). Le Hockey sur Glace. Dans P. F. M. Nadeau (dir.), *Physiologie appliquée de l'activité physique* (p. 115-129). St-Hyacinthe: Edisem. https://www.researchgate.net/profile/Luc_Leger/publication/309493808_Le_hockey_sur_glance/links/5813bae808aedc7d8961e6df/Le-hockey-sur-glance.pdf
- Lignell, E., Fransson, D., Krustup, P. et Mohr, M. (2018, 2018/5). Analysis of High-Intensity Skating in Top-Class Ice Hockey Match-Play in Relation to Training Status and Muscle Damage. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 32(5), 1303-1310. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001999>
- Liu, G. et Schulte, O. (2018). Deep reinforcement learning in ice hockey for context-aware player evaluation. *arXiv preprint arXiv:1805.11088*.
- Lockie, R. G., Schultz, A. B., Jeffriess, M. D. et Callaghan, S. J. (2012, 2012/10/01 10/01). The relationship between bilateral differences of knee flexor and extensor isokinetic strength and multi-directional speed. *Isokinetics and Exercise Science*, 20, 211-219. <https://doi.org/10.3233/IES-2012-0461>
- Lum, D., Haff, G. G. et Barbosa, T. M. (2020). The Relationship between Isometric Force-Time Characteristics and Dynamic Performance: A Systematic Review. *Sports (Basel, Switzerland)*, 8(5), 63. <https://doi.org/10.3390/sports8050063>
- Lundberg, S. et Lee, S.-I. (2017, 2017/5/22). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *arXiv [cs.AI]*. <http://arxiv.org/abs/1705.07874>
- Luo, G. (2016, 2016/05/23). A review of automatic selection methods for machine learning algorithms and hyper-parameter values. *Network Modeling Analysis in Health Informatics and Bioinformatics*, 5(1), 18. <https://doi.org/10.1007/s13721-016-0125-6>
- Maier, T., Meister, D., Trösch, S. et Wehrin, J. P. (2018, 2018/10). Predicting biathlon shooting performance using machine learning. *J. Sports Sci.*, 36(20), 2333-2339. <https://doi.org/10.1080/02640414.2018.1455261>
- Marino, G. W. (1977, 1977/3). Kinematics of ice skating at different velocities. *Research Quarterly*, 48(1), 93-97. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/266259>
<https://shapeamerica.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10671315.1977.10762155>
- Marino, G. W. et Grasse, J. (1993, 1993). *Analysis of Selected Mechanics of the Backward C-Cut Ice Skating Stride*. ISBS-Conference Proceedings Archive. <https://ojs.ub.uni-konstanz.de/cpa/article/view/1699>

<https://ojs.ub.uni-konstanz.de/cpa/article/download/1699/1601>

Mascaro, T., Seaver, B. L. et Swanson, L. (1992, 1992). Prediction of skating speed with off-ice testing in professional hockey players. *J. Orthop. Sports Phys. Ther.*, 15(2), 92-98. <https://doi.org/10.2519/jospt.1992.15.2.92>

Maszczyk, A., Gołaś, A., Pietraszewski, P., Roczniok, R., Zając, A. et Stanula, A. (2014, 2014/3/19). Application of Neural and Regression Models in Sports Results Prediction. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 117, 482-487. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.02.249>

Maszczyk, A., Roczniok, R., Waśkiewicz, Z., Czuba, M., Mikołajec, K., Zając, A. et Stanula, A. (2012, 2012/4). Application of regression and neural models to predict competitive swimming performance. *Percept. Mot. Skills*, 114(2), 610-626. <https://doi.org/10.2466/05.10.PMS.114.2.610-626>

McBride, J. M., Blow, D., Kirby, T. J., Haines, T. L., Dayne, A. M. et Triplett, N. T. (2009, 2009/9). Relationship between maximal squat strength and five, ten, and forty yard sprint times. *J. Strength Cond. Res.*, 23(6), 1633-1636. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3181b2b8aa>

McGuigan, M. R., Newton, M. J., Winchester, J. B. et Nelson, A. G. (2010, 2010/9). Relationship between isometric and dynamic strength in recreationally trained men. *J. Strength Cond. Res.*, 24(9), 2570-2573. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3181ecd381>

McGuigan, M. R. et Winchester, J. B. (2008). The relationship between isometric and dynamic strength in college football players. *J Sports Sci Med*, 7(1), 101-105.

Memon, N., Patel, S. B. et Patel, D. P. (2019, 2019). *Comparative Analysis of Artificial Neural Network and XGBoost Algorithm for PolSAR Image Classification*. Pattern Recognition and Machine Intelligence. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-34869-4_49

Montgomery, D. L. (1988, 1988/2). Physiology of ice hockey. *Sports Med.*, 5(2), 99-126. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3281210>

Montgomery, D. L. (2006, 2006/6). Physiological profile of professional hockey players -- a longitudinal comparison. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism. Physiologie Appliquée, Nutrition et Métabolisme*, 31(3), 181-185. <https://doi.org/10.1139/h06-012>

Montgomery, D. L., Nobes, K., Pearsall, D. J. et Turcotte, R. A. (2004). Task analysis (hitting, shooting, passing, and skating) of professional hockey players. Dans *Safety in ice hockey*:

http://www.astm.org/DIGITAL_LIBRARY/STP/PAGES/STP11626S.htm

- Moreno-Pérez, V., Travassos, B., Calado, A., Gonzalo-Skok, O., Del Coso, J. et Mendez-Villanueva, A. (2019, 2019/3/2). Adductor Squeeze Test and Groin Injuries in elite Football players: A prospective study. *Physical Therapy in Sport*
<https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2019.03.001>
- Morin, J. B., Jeannin, T., Chevallier, B. et Belli, A. (2006, Feb). Spring-mass model characteristics during sprint running: correlation with performance and fatigue-induced changes. *Int J Sports Med*, 27(2), 158-165. <https://doi.org/10.1055/s-2005-837569>
- Morin, J. B. et Samozino, P. (2016, Mar). Interpreting Power-Force-Velocity Profiles for Individualized and Specific Training. *Int J Sports Physiol Perform*, 11(2), 267-272. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2015-0638>
- Muazu Musa, R., Abdul Majeed, A. P. P., Taha, Z., Abdullah, M. R., Husin Musawi Maliki, A. B. et Azura Kosni, N. (2019, 2019/9/1). The application of Artificial Neural Network and k-Nearest Neighbour classification models in the scouting of high-performance archers from a selected fitness and motor skill performance parameters. *Sci. Sports*, 34(4), e241-e249. <https://doi.org/10.1016/j.scispo.2019.02.006>
- Natekin, A. et Knoll, A. (2013, 2013/12/4). Gradient boosting machines, a tutorial. *Front. Neurobot.*, 7, 21. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2013.00021>
- Neeld, K. (2018, 2018/4). Preparing for the Demands of Professional Hockey. *Strength & Conditioning Journal*, 40(2), 1. <https://doi.org/10.1519/SSC.0000000000000374>
- Neumann, D. A. (2010, 2010/2). Kinesiology of the hip: a focus on muscular actions. *J. Orthop. Sports Phys. Ther.*, 40(2), 82-94. <https://doi.org/10.2519/jospt.2010.3025>
- Nightingale, S. C., Miller, S. et Turner, A. (2013, 2013/6). The usefulness and reliability of fitness testing protocols for ice hockey players: a literature review. *J. Strength Cond. Res.*, 27(6), 1742-1748. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3182736948>
- Nobes, K. J., Montgomery, D. L., Pearsall, D. J., Turcotte, R. A., Lefebvre, R. et Whittom, F. (2003, Feb). A comparison of skating economy on-ice and on the skating treadmill. *Can J Appl Physiol*, 28(1), 1-11. <https://doi.org/10.1139/h03-001>
- Oliveira, R., Brito, J., Martins, A., Mendes, B., Calvete, F., Carriço, S., Ferraz, R. et Marques, M. C. (2019, 2019/3/15). In-season training load quantification of one-, two- and three-game

- week schedules in a top European professional soccer team. *Physiol. Behav.*, 201, 146-156. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2018.11.036>
- Oliveras, R., Bizzini, M., Brunner, R. et Maffiuletti, N. A. (2020, 2020/3/20). Field-based evaluation of hip adductor and abductor strength in professional male ice hockey players: Reference values and influencing factors. *Phys. Ther. Sport*, 43, 204-209. <https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2020.03.006>
- Orchard, J., Marsden, J., Lord, S. et Garlick, D. (1997, 1997/1). Preseason hamstring muscle weakness associated with hamstring muscle injury in Australian footballers. *American Journal of Sports Medicine*, 25(1), 81-85. <https://doi.org/10.1177/036354659702500116>
- Pantazopoulos, A. et Maragoudakis, M. (2018, 2018/7/9). *Sports & Nutrition Data Science using Gradient Boosting Machines*. Proceedings of the 10th Hellenic Conference on Artificial Intelligence. <http://dx.doi.org/10.1145/3200947.3201060>
- Pearsall, D. J. et Turcotte, R. A. (2000). Biomechanics of ice hockey. Dans W. E. Garrett et D. T. Kirkendall (dir.), *Exercise and sport science* (p. 675–692). Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Pearsall, D. J., Turcotte, R. A. et others. (2000, 2000). Biomechanics of ice hockey. *Exercise and Sport Sciences Reviews*. https://scholar.google.ca/scholar?cluster=16167177490502681396&hl=en&as_sdt=0,5&ciodt=0,5
- Pearson, D. T., Naughton, G. A. et Torode, M. (2006, 2006/8). Predictability of physiological testing and the role of maturation in talent identification for adolescent team sports. *J. Sci. Med. Sport*, 9(4), 277-287. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2006.05.020>
- Perez, J., Guilhem, G., Hager, R. et Brocherie, F. (2021, Feb). Mechanical determinants of forward skating sprint inferred from off- and on-ice force-velocity evaluations in elite female ice hockey players. *Eur J Sport Sci*, 21(2), 192-203. <https://doi.org/10.1080/17461391.2020.1751304>
- Peterson, B. J., Fitzgerald, J. S., Dietz, C. C., Ziegler, K. S., Baker, S. E. et Snyder, E. M. (2016, 2016/9). Off-Ice Anaerobic Power Does Not Predict On-Ice Repeated Shift Performance in Hockey. *J. Strength Cond. Res.*, 30(9), 2375-2381. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001341>

- Peterson, B. J., Fitzgerald, J. S., Dietz, C. C., Ziegler, K. S., Ingraham, S. J., Baker, S. E. et Snyder, E. M. (2015, 2015/6). Aerobic capacity is associated with improved repeated shift performance in hockey. *J. Strength Cond. Res.*, 29(6), 1465-1472. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000786>
- Peterson, B. J., Fitzgerald, J. S., Dietz, C. C., Ziegler, K. S., Ingraham, S. J., Baker, S. E. et Snyder, E. M. (2015, 2015/5). Division I Hockey Players Generate More Power Than Division III Players During on- and Off-Ice Performance Tests. *J. Strength Cond. Res.*, 29(5), 1191-1196. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000754>
- Peyer, K. L., Pivarnik, J. M., Eisenmann, J. C. et Vorkapich, M. (2011, 2011/5). Physiological characteristics of National Collegiate Athletic Association Division I ice hockey players and their relation to game performance. *J. Strength Cond. Res.*, 25(5), 1183-1192. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e318217650a>
- Potteiger, J. A., Smith, D. L., Maier, M. L. et Foster, T. S. (2010, 2010/7). Relationship between body composition, leg strength, anaerobic power, and on-ice skating performance in division I men's hockey athletes. *J. Strength Cond. Res.*, 24(7), 1755-1762. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3181e06cfb>
- Przednowek, K., Iskra, J., Maszczyk, A. et Nawrocka, M. (2016, 2016/12). Regression shrinkage and neural models in predicting the results of 400-metres hurdles races. *Biol. Sport*, 33(4), 415-421. <https://doi.org/10.5604/20831862.1224463>
- Przednowek, K. et Wiktorowicz, K. (2013, 2013). Prediction of the result in race walking using regularized regression models. *Journal of Theoretical and Applied Computer Science*, 7(2), 45-58. http://www.jtacs.org/files/JTACS_2013_02_04.pdf
- Quinney, H. A., Dewart, R., Game, A., Snydmiller, G., Warburton, D. et Bell, G. (2008, 2008/8). A 26 year physiological description of a National Hockey League team. *Appl. Physiol. Nutr. Metab.*, 33(4), 753-760. <https://doi.org/10.1139/H08-051>
- Ransdell, L. B., Murray, T. M. et Gao, Y. (2013, 2013/4). Off-ice fitness of elite female ice hockey players by team success, age, and player position. *J. Strength Cond. Res.*, 27(4), 875-884. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3182651fd2>
- Renaud, P. J., Robbins, S. M. K., Dixon, P. C., Shell, J. R., Turcotte, R. A. et Pearsall, D. J. (2017, 2017/12/1). Ice hockey skate starts: a comparison of high and low calibre skaters. *Sports Eng.*, 20(4), 255-266. <https://doi.org/10.1007/s12283-017-0227-0>

- Renger, R. (1994, 1994/1/1). Identifying the Task Requirements Essential to the Success of a Professional Ice Hockey Player: A Scout's Perspective. *J. Teach. Phys. Educ.*, *13*(2), 180-195. <https://doi.org/10.1123/jtpe.13.2.180>
- Riley, S. N. (2017, 2017/9/8). Investigating the multivariate nature of NHL player performance with structural equation modeling. *PLoS One*, *12*(9), e0184346. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0184346>
- Robbins, S. M., Renaud, P. J. et Pearsall, D. J. (2018, 2018/11/9). Principal component analysis identifies differences in ice hockey skating stride between high- and low-calibre players. *Sports Biomechanics*, 1-19. <https://doi.org/10.1080/14763141.2018.1524510>
- Robertson, P. S. (2020, 2020/6/12). Man & machine: Adaptive tools for the contemporary performance analyst. *J. Sports Sci.*, 1-9. <https://doi.org/10.1080/02640414.2020.1774143>
- Roczniok, R., Czuba, M., Maszczyk, A., Pietraszewski, P., Gołaś, A., Wilk, R. et Grycman, P. (2014, 2014). Determining the sport level of the players in ice hockey using multivariate analysis. *Life Sci. J.*, *11*(10). http://www.lifesciencesite.com/lcj/life1110/031_25233life111014_228_231.pdf
- Roczniok, R., Maszczyk, A., Czuba, M., Stanula, A., Gabrys, T. et others. (2012, 2012/3/27). The Predictive Value of On-Ice Special Tests in Relation to Various Indexes of Aerobic and Anaerobic Capacity in Ice Hockey Players. *13*(1), 28-32. <https://doi.org/10.2478/v10038-012-0001-x>
- Roczniok, R., Stanula, A., Gabryś, T., Szmatlan-Gabryś, U., Gołaś, A. et Stastny, P. (2016, 2016/6/1). Physical fitness and performance of polish ice-hockey players competing at different sports levels. *J. Hum. Kinet.*, *51*, 201-208. <https://doi.org/10.1515/hukin-2015-0165>
- Roczniok, R., Stanula, A., Maszczyk, A., Mostowik, A., Kowalczyk, M., Fidos-Czuba, O. et Zając, A. (2016, 2016/3). Physiological, physical and on-ice performance criteria for selection of elite ice hockey teams. *Biol. Sport*, *33*(1), 43-48. <https://doi.org/10.5604/20831862.1180175>
- Runner, A. R., Lehnhard, R. A., Butterfield, S. A., Tu, S. et O'Neill, T. (2016, 2016/6). Predictors of Speed Using Off-Ice Measures of College Hockey Players. *J. Strength Cond. Res.*, *30*(6), 1626-1632. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000911>

- Schelling, X. et Robertson, S. (2020, 01 Jul. 2020). A development framework for decision support systems in high-performance sport. *International Journal of Computer Science in Sport*, 19(1), 1. <https://doi.org/https://doi.org/10.2478/ijcss-2020-0001>
- Schulte, O., Khademi, M., Gholami, S., Zhao, Z., Javan, M. et Desaulniers, P. (2017, 2017/11/1). A Markov Game model for valuing actions, locations, and team performance in ice hockey. *Data Min. Knowl. Discov.*, 31(6), 1735-1757. <https://doi.org/10.1007/s10618-017-0496-z>
- Scott, D. A., Bond, E. Q., Sisto, S. A. et Nadler, S. F. (2004, 2004/4). The intra- and interrater reliability of hip muscle strength assessments using a handheld versus a portable dynamometer anchoring station. *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, 85(4), 598-603. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2003.07.013>
- Shell, J. R., Robbins, S. M. K., Dixon, P. C., Renaud, P. J., Turcotte, R. A., Wu, T. et Pearsall, D. J. (2017, 2017/9). Skating start propulsion: three-dimensional kinematic analysis of elite male and female ice hockey players. *Sports Biomechanics*, 16(3), 313-324. <https://doi.org/10.1080/14763141.2017.1306095>
- Sherar, L. B., Baxter-Jones, A. D. G., Faulkner, R. A. et Russell, K. W. (2007, 2007/6). Do physical maturity and birth date predict talent in male youth ice hockey players? *J. Sports Sci.*, 25(8), 879-886. <https://doi.org/10.1080/02640410600908001>
- Smith, D. J. (2003, 2003). A framework for understanding the training process leading to elite performance. *Sports Med.*, 33(15), 1103-1126. <https://doi.org/10.2165/00007256-200333150-00003>
- Stanula, A. J., Rocznio, R. K., Gabrys, T. T., Szmatlan-Gabrys, U. B. et Ozimek, M. J. (2018, 2018). *RELATIONSHIPS OF PHYSICAL FITNESS TEST RESULTS AND PLAYER PERFORMANCE INDICATORS IN NATIONAL-LEVEL ICE HOCKEY PLAYERS*. Proceedings of the International Scientific Conference. Volume IV. <http://journals.rta.lv/index.php/SIE/article/view/3265>
- Stark, T., Walker, B., Phillips, J. K., Fejer, R. et Beck, R. (2011, 2011/5). Hand-held dynamometry correlation with the gold standard isokinetic dynamometry: a systematic review. *PM R*, 3(5), 472-479. <https://doi.org/10.1016/j.pmrj.2010.10.025>
- Stull, J. D., Philippon, M. J. et LaPrade, R. F. (2011, 2011/7/1). “At-Risk” Positioning and Hip Biomechanics of the Pee wee Ice Hockey Sprint Start. *Am. J. Sports Med.*, 39(1_suppl), 29-35. <https://doi.org/10.1177/0363546511414012>

- Suchomel, T. J., Nimphius, S. et Stone, M. H. (2016, 2016/10). The Importance of Muscular Strength in Athletic Performance. *Sports Med.*, 46(10), 1419-1449. <https://doi.org/10.1007/s40279-016-0486-0>
- Swartz, T. B. (2017, 2017). Hockey analytics. *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*, To appear. <http://people.stat.sfu.ca/~tim/papers/statsref.pdf>
- Tarter, B. C., Kirisci, L., Tarter, R. E., Weatherbee, S., Jamnik, V., McGuire, E. J. et Gledhill, N. (2009, 2009/9). Use of aggregate fitness indicators to predict transition into the National Hockey League. *J. Strength Cond. Res.*, 23(6), 1828-1832. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3181b4372b>
- Thorborg, K., Bandholm, T., Schick, M., Jensen, J. et Hölmich, P. (2013). Hip strength assessment using handheld dynamometry is subject to intertester bias when testers are of different sex and strength. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 23(4), 487-493. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.2011.01405.x>
- Tingling, P., Masri, K. et Martell, M. (2011, 2011/1/1). Does order matter? An empirical analysis of NHL draft decisions. *Sport, Business and Management: An International Journal*, 1(2), 155-171. <https://doi.org/10.1108/20426781111146754>
- Torres-Ronda, L. et Schelling, X. (2017). Critical Process for the Implementation of Technology in Sport Organizations. *Strength & Conditioning Journal*, 39(6). https://journals.lww.com/nsca-scj/Fulltext/2017/12000/Critical_Process_for_the_Implementation_of.5.aspx
- Triplett, A. N., Ebbing, A. C., Green, M. R., Connolly, C. P., Carrier, D. P. et Pivarnik, J. M. (2018, 2018/9). Changes in collegiate ice hockey player anthropometrics and aerobic fitness over 3 decades. *Appl. Physiol. Nutr. Metab.*, 43(9), 950-955. <https://doi.org/10.1139/apnm-2017-0789>
- Tyler, T. F., Nicholas, S. J., Campbell, R. J. et McHugh, M. P. (2001, 2001/3). The association of hip strength and flexibility with the incidence of adductor muscle strains in professional ice hockey players. *American Journal of Sports Medicine*, 29(2), 124-128. <https://doi.org/10.1177/03635465010290020301>
- Upjohn, T., Turcotte, R., Pearsall, D. J. et Loh, J. (2008, 2008/5). Three-dimensional kinematics of the lower limbs during forward ice hockey skating. *Sports Biomechanics*, 7(2), 206-221. <https://doi.org/10.1080/14763140701841621>

- Vescovi, J. D., Murray, T. M., Fiala, K. A. et VanHeest, J. L. (2006, 2006/9). Off-ice performance and draft status of elite ice hockey players. *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, 1(3), 207-221. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19116435>
- Wang, R., Hoffman, J. R., Tanigawa, S., Miramonti, A. A., La Monica, M. B., Beyer, K. S., Church, D. D., Fukuda, D. H. et Stout, J. R. (2016, 2016/11). Isometric Mid-Thigh Pull Correlates With Strength, Sprint, and Agility Performance in Collegiate Rugby Union Players. *J. Strength Cond. Res.*, 30(11), 3051-3056. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001416>
- Wisløff, U., Castagna, C., Helgerud, J., Jones, R. et Hoff, J. (2004, 2004/6). Strong correlation of maximal squat strength with sprint performance and vertical jump height in elite soccer players. *British Journal of Sports Medicine*, 38(3), 285-288. <https://doi.org/10.1136/bjism.2002.002071>
- Wolfinger, C. R. et Davenport, T. E. (2016, 2016/6). PHYSICAL THERAPY MANAGEMENT OF ICE HOCKEY ATHLETES: FROM THE RINK TO THE CLINIC AND BACK. *Int. J. Sports Phys. Ther.*, 11(3), 482-495. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27274432>
- Wu, T., Pearsall, D. J., Russell, P. J. et Imanaka, Y. (2016, 2016). *Kinematic comparisons between forward and backward skating in ice hockey*. ISBS-Conference Proceedings Archive. https://vc.bridgew.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://www.google.com/&httpsredir=1&article=1105&context=mahpls_fac
- Zhao, L., Liu, R., Wu, J. et Guo, L. (2020, 2020/9/1). Wrestling performance prediction based on improved RBF neural network. *J. Phys. Conf. Ser.*, 1629(1), 012012. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1629/1/012012>

