

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	5
1.1 Le patron cinématique de la main lors de propulsion en fauteuil roulant manuel	5
1.1.1 Cinématique articulaire de la propulsion en fauteuil roulant manuel	8
1.2 Analyse de la propulsion en Fauteuil roulant manuel	9
1.2.1 Cinétique de la propulsion en fauteuil roulant manuel	9
1.2.2 Outils de mesure de la cinématique dans l'étude de la biomécanique	11
1.2.2.1 Système optique	11
1.2.2.2 Unité de mesure inertielle (IMU)	12
1.2.2.3 Roue instrumentée	15
1.3 Définition d'un système prédictif	15
1.3.1 Système linéaire	16
1.3.2 Système non linéaire	18
1.3.3 Identification de système	18
1.3.4 Hammerstein-Wiener	19
1.3.5 Utilisation de Hammerstein-Wiener pour la prédiction de force	20
1.4 Prédiction des forces de réaction	21
1.4.1 Prédiction de forces lors de la marche	21
1.4.2 Prédiction de forces de réaction appliquées sur la main courante	23
CHAPITRE 2 PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET RETOMBÉES	29
2.1 Problématique	29
2.2 Hypothèses de recherche	29
2.3 Objectifs du projet	30
2.3.1 Objectif principal	30
2.3.2 Objectifs secondaires	30
2.4 Approche	30
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE EXPÉRIMENTALE	33
3.1 Acquisition des données	33
3.1.1 Participants	33
3.1.2 Mesure des paramètres cinétique de propulsion	34
3.1.3 Acquisition cinématique de l'utilisateur lors de la propulsion	35
3.1.4 Protocole d'acquisition	36
3.2 Préparation des données	37

3.2.1	Données d'étude du modèle	38
3.2.2	Synchronisation des données SmartWheels et Xsens	39
3.2.3	Ré-échantillonnage des données extraites	42
3.2.4	Découpe des signaux	42
3.3	Normalisation	43
3.4	Identification	43
3.4.1	Modèle Hammerstein-Wiener	44
3.4.1.1	Fonctions non-linéaires	45
3.4.1.2	Fonction linéaire	46
3.4.1.3	Identification du modèle	46
3.4.1.4	Détermination des patron moyen	47
3.4.1.5	Détermination du nombre de cycle a prédire	48
3.5	Prédiction	48
3.6	Dénormalisation	50
3.7	Choix du modèle optimal de Mz	50
3.8	Choix du modèle pour Fx et Fy	52
3.8.1	Simplification pour obtenir un modèle pour Fx et Fy	52
3.9	Validation de la méthodologie sur plusieurs sujet	52
3.10	Étude statistique	53
3.11	Modélisation du mouvement	53
CHAPITRE 4 RÉSULTATS		55
4.1	Phase de vérification	56
4.1.1	Prédiction de Mz	56
4.1.1.1	Prédiction sur le cycle de poussée	56
4.1.1.2	Prédiction du pic maximum lors de la phase de poussée	58
4.1.1.3	Bland-Altman de la moyenne des pics maximum pour le coté droit et gauche	58
4.1.2	Prédiction de Fx	59
4.1.2.1	Prédiction sur le cycle de poussée	59
4.1.2.2	Prédiction du pic maximum lors de la phase de poussée	61
4.1.2.3	Bland-Altman de la moyenne des pics maximum pour le coté droit et gauche	61
4.1.3	Prédiction de Fy	62
4.1.3.1	Prédiction sur le cycle de poussée	63
4.1.3.2	Prédiction du pic maximum lors de la phase de poussée	64
4.1.3.3	Bland-Altman de la moyenne des pics maximum pour le coté droit et gauche	65
CHAPITRE 5 DISCUSSION		67
5.1	Analyse de la prédiction de Mz	68
5.2	Analyse de la prédiction de Fx et Fy	69
5.3	Analyse statistique selon la représentation graphique de Bland-Altman	70
5.4	Limitation de l'étude	71

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	73
ANNEXE I TABLEAU DÉTAILLÉE DES RÉSULTATS DE PRÉDICTION	75
ANNEXE II FONCTIONS DE TRANSFERT	97
ANNEXE III COEFFICIENT DE VARIATION DE LA CINÉMATIQUE DU POIGNET	99
BIBLIOGRAPHIE	100
LISTE DE RÉFÉRENCES	105

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Tableau synthétique des prédictions lors de la propulsion en fauteuil roulant dans la littérature. E : Expérimentée, NE : Non Expérimentée, BM : Blessé Médullaire, ATA : accéléromètre tri-axial, TS : Type de Surface, RNN : Réseau de neurone récurrent FCF : Fréquence choisis librement, FEF : Fraction de la force effective 28
Tableau 3.1	Caractéristiques des participants..... 33
Tableau 4.1	Tableau récapitulatif des résultats de prédiction du moment médiolatéral (Mz) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en fauteuil roulant manuel..... 56
Tableau 4.2	Tableau récapitulatif des résultats de prédiction du moment médiolatéral (Mz) normalisé et dénormalisé lors de la phase de poussée en fauteuil roulant manuel 58
Tableau 4.3	Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force antéro-postérieure (Fx) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM 59
Tableau 4.4	Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force antéro-postérieure (Fx) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM 61
Tableau 4.5	Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force verticale (Fy) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM 63
Tableau 4.6	Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force verticale (Fy) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM 64

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Illustration de l'objectif du projet exposé dans ce mémoire	2
Figure 1.1	Schéma d'une phase de poussée	5
Figure 1.2	Les 4 patrons de propulsion référencés dans la littérature	6
Figure 1.3	Schéma des forces et moment de réaction sur la main courante	10
Figure 1.4	Illustration d'un système monovariable.....	16
Figure 1.5	Illustration du modèle Hammerstein-Wiener	20
Figure 1.6	Schéma du modèle a multi-segments	24
Figure 3.1	Photographie d'une SmartWheel.....	34
Figure 3.2	Photographie d'un module d'un IMU (Xsens)	35
Figure 3.3	Placement des unités inertielles du Xsens	36
Figure 3.4	Parcours Rectiligne	37
Figure 3.5	Diagramme de la modélisation	38
Figure 3.6	Exemple de la norme de $ a_p $ (A) et $ \omega_p $ (B)	39
Figure 3.7	Schéma du choc effectué sur les SmartWheels	40
Figure 3.8	Figure des chocs effectués sur la SmartWheel. (A) : Norme de la Force de réaction sur la main courante en Newton. (B) : Norme de l'accélération linéaire du poignet en mètre par seconde au carré. (t_{c1}) : Temps du choc du début. (t_{c2}) : Temps du choc de fin	41
Figure 3.9	Figure representant la différence entre F_y et ω_p . (A) : F_y (noir, en Newton) et ω_p (bleu, rad/s). (B) : F_y normalisée (noir) et ω_p (bleu ...)	43
Figure 3.10	Schéma bloc du modèle Hammerstein-Wiener	44
Figure 3.11	Schéma du modèle Hammerstein-Wiener MISO	47

Figure 3.12	Exemple de patron normalisé d'un participant. patron droit (bleu), patron gauche (gris). A : Patron normalisé F_x , B : Patron normalisé F_y , C : Patron normalisé M_z	48
Figure 3.13	Exemple d'une prédiction de M_z comparé a sa mesure	49
Figure 3.14	Illustration de la détermination du modèle M_z . A : modèle selon son erreur sur le pic maximum. B : Modèle selon l'erreur RMS sur le cycle	51
Figure 3.15	Exemple du patron cinématique du poignet d'un participant. A : Norme de l'accélération du poignet B : Norme de la vitesse angulaire du poignet	54
Figure 4.1	Figure représentant la moyenne (courbe) et l'écart-type (surface) de la mesure (en rouge) et de la prédiction (en bleu) pour le coté droit et gauche	57
Figure 4.2	Figure du BlandAltman pour la moyenne des pics droite (figure de gauche) et la moyenne des pics gauche (figure de droite)	59
Figure 4.3	Figure représentant la moyenne (courbe) et l'écart-type (surface) de la mesure (en rouge) et de la prédiction (en bleu) pour le coté droit et gauche	60
Figure 4.4	Bland-Altman pour la moyenne des pics de F_x	62
Figure 4.5	Figure représentant la moyenne (courbe) et l'écart-type (surface) de la mesure (en rouge) et de la prédiction (en bleu) pour le coté droit et gauche	63
Figure 4.6	Bland-Altman pour la moyenne des pics de F_y	65

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ETS	École de Technologie Supérieure
FRM	Fauteuil Roulant Manuel
FRMC	Force de réaction sur la main courante
MEF	Mechanical effective Force
FEF	Fraction Effective Force
IMU	Inertial Movement Unit
NLARX	Non-Linear Auto Regressive with Exogenous input
TDNN	Time Delay feed-forward Neural Network models with input tapped delay line
HW	Hammerstein-Wiener
SW	SmartWheel

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

F_x	Force de réaction antéro-postérieure
F_y	Force de réaction verticale
F_t	Force de réaction tangentielle
F_r	Force de réaction radial
M_z	Moment selon l'axe médio-latéral
F_t	Force tangentielle à la main courante
F_r	Force radiale à la main courante
a_p	Accélération du poignet
ω_p	Vitesse angulaire du poignet

INTRODUCTION

D'après l'organisation mondiale de la santé (OMS), plus de 70 millions de personnes dans le monde nécessitent un fauteuil roulant manuel (FRM), mais seulement 5 à 15 % de ces personnes ont accès à celui-ci. Aux États-Unis, 3,6 millions d'utilisateurs de FRM ont été recensés (U.S. Census Bureau, 2010) et les plus récentes statistiques canadiennes estiment à 3,8 millions de personnes le nombre de Canadiens adultes limités dans leurs activités en raison d'une incapacité (Statistics Canada, 2013). Au Canada, ce sont 288 800 citoyens qui sont des utilisateurs de fauteuil roulant ou de quadriporteur non institutionnalisés et dans ce groupe, 197 560 font l'usage spécifique d'un fauteuil roulant manuel (Smith, Giesbrecht, Mortenson et Miller, 2016).

La propulsion en FRM implique un mouvement contraignant et répétitif, et généralement peu efficace mécaniquement (van Kemenade *et al.*, 1999). L'incidence des douleurs et blessures à l'épaule parmi les usagers en FRM demeure un aspect préoccupant pour cette population, de plus, il existe un lien étroit entre les forces de réaction sur la main courante appliquée par l'utilisateur et les chargements dans l'articulation gléno-humérale (Desroches, 2008).

L'étude de la propulsion en FRM reste une bonne manière de comprendre l'incidence des problématiques attachées à l'épaule et d'en extraire des solutions. En effet, un usager de FRM va développer environ 1000 à 1500 cycles de poussée par jour (Sonenblum *et al.*, 2012). Aujourd'hui, nous pouvons analyser la propulsion en FRM en laboratoire grâce à des plateformes de force dynamométrique (e.g SmartWheel). L'inconvénient de ces capteurs, est la difficulté de les utiliser dans un environnement écologique, mais aussi son poids qui peut aller jusqu'à deux fois le poids d'une roue de FRM traditionnel, de plus, l'entreprise qui commercialisait la SmartWheel n'existe plus.

On observe une augmentation de l'emploi des capteurs inertiels (IMU) dans la littérature et dans la recherche en biomécanique (e.g analyse de la marche). Dans le domaine du FRM, le maniement des IMUs a permis de décrire la cinématique du FRM et son usager.

Quelques études dans la littérature ont cherché à estimer les forces de réaction sur la main courante en utilisant différentes techniques, un article a tenté d'utiliser un modèle multiségmentaire pour prédire l'orientation et la résultante des forces de réaction sur la main courante du FRM (Lin *et al.*, 2011). Une autre étude a employé un réseau de neurones pour déterminer ces mêmes variables (Hernandez *et al.*, 2018) puis une maîtrise a utilisé des capteurs inertiels et un algorithme d'apprentissage machine pour obtenir une prédiction ambulatoire de la propulsion en FRM.

Ce mémoire fait suite aux travaux de M. Shaigetz-Gagnon, ancien étudiant de l'École de Technologie Supérieure (ÉTS) de Montréal qui a analysé la propulsion en FRM dans un environnement virtuel. Nous allons utiliser les données obtenues dans cette précédente étude pour nous permettre de développer un modèle prédictif dont le but est d'obtenir les forces de réaction sur la main courante et les moments propulseurs du FRM à l'aide de capteurs inertiels. (GAGNON SHAIGETZ, 2017).



Figure 0.1 Illustration de l'objectif du projet exposé dans ce mémoire

La figure 0.1, nous illustre le but de cette recherche, utiliser les capteurs inertiels pour prédire les forces de réaction à la main courante.

Pour cela, notre premier chapitre traitera la littérature existante dans le domaine de la propulsion en FRM, mais aussi l'utilisation de capteurs inertiels, pour ensuite rappeler les notions d'automatique et de système automatisé. Nous finirons ce chapitre par les écrits présentant les

méthodes de prédiction dans le champs de recherche de la marche et évidemment la prédiction lors de la propulsion en FRM. Ensuite, nous chercherons à décrire notre problématique, nos hypothèses, nos objectifs et ensuite notre approche de résolution de la problématique. Notre troisième chapitre détaillera notre méthodologie, les techniques, mais aussi une description de notre modèle, puis les deux derniers chapitres mettront en avant nos résultats et notre discussion, avec l'aide d'outils statistiques tels que l'étude de Bland-Altman.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Le patron cinématique de la main lors de propulsion en fauteuil roulant manuel

La propulsion en fauteuil roulant manuel se caractérise par un mouvement cyclique séparé par deux phases spécifiques : la phase poussée et celle de recouvrement (ou phase de roue libre). La phase de poussée débute lorsque l'utilisateur du fauteuil roulant manuel saisit la main courante du fauteuil avec sa main et se termine quand il relâche celle-ci. Cette phase est caractérisée par la durée pendant laquelle une force est appliquée sur la main courante, et par la trajectoire de la main de l'utilisateur qui est contraint par le mouvement de la roue. (Cooper, 1995).

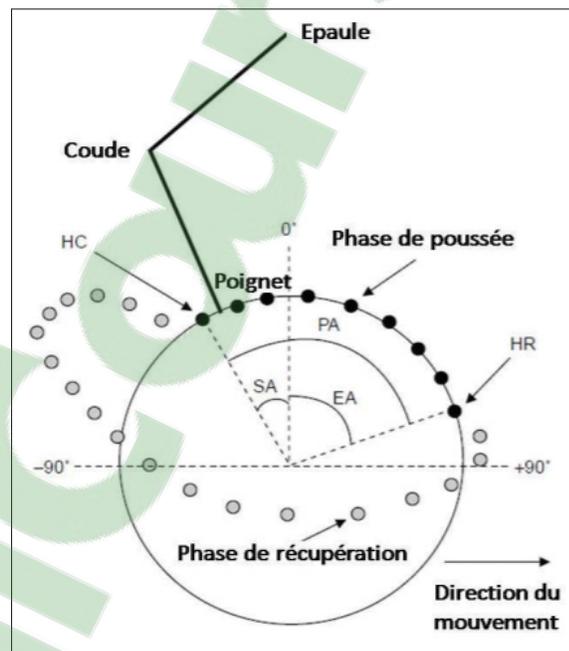


Figure 1.1 Schéma d'une phase de poussée Point de saisie (HC), point de relâche (HR), angle de départ (SA), angle de fin (EA) et angle de poussée (PA)

Tirée de Blouin (2014)

La phase de recouvrement correspond à la période entre le relâchement de la roue par l'utilisateur et le retour des bras aux côtés de son corps pour reprendre une nouvelle phase de poussée. Par opposition à la phase de poussée, la phase de recouvrement représente une phase non propulsive ou une phase où la main n'applique pas de force sur la main courante (Cooper, 1995).

Le fait que la main ne soit pas contrainte au moment de la phase de recouvrement implique une liberté de mouvement pour le retour de la main en arrière. De cette observation, plusieurs auteurs ont répertorié quatre catégories de patron cinématique de la main lors de la phase de recouvrement qui sont illustrées dans la figure 1.2 (Slowik *et al.*, 2015), (Aissaoui & Desroches, 2008).

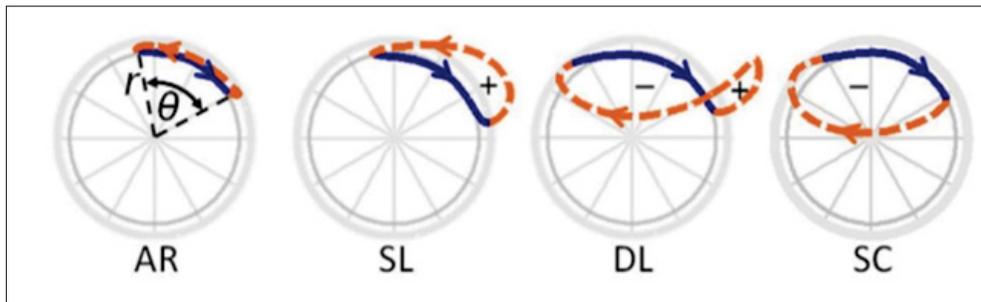


Figure 1.2 Les 4 patrons de propulsion référencés dans la littérature AR (Arc), SL (boucle simple), DL ou DLOP (Double boucle) et SC (Semi-circulaire). le rayon de la roue (r) et l'angle de contact sur la main courante (θ) sont représentés. Le signe + (antihoraire) et - (horaire) représente le sens de rotation
Tirée de Slowick *et al.* (2015)

Selon la condition de propulsion, les individus peuvent choisir différents patrons de propulsion. En effet, certains auteurs ont montré que si l'on demande à une personne atteinte de blessure médullaire de propulser librement, sur 170 sujets, 37,1 % vont propulser avec le patron ARC, 28,8 % selon le DLOP, 20,0 % selon le patron SC et 14,1 % selon le SLOP, mais lorsqu'on leur demande de propulser à une vitesse plus rapide que la vitesse confortable (i.e 1,90 m/s), on obtient 27.1 %, 35,9 %, 32,4 % et 4,7 % selon l'ARC, le SLOP, le DLOP et le SC, respectivement (Slowik *et al.*, 2015).

La propulsion en fauteuil roulant manuel est aussi déterminée par un angle de poussée qui correspond à l'arc de cercle parcouru par la roue lorsque la main est en contact avec la main courante.

L'étude de l'angle de poussée et du patron cinématique de la main lors de la propulsion en FRM permet d'évaluer l'efficacité de la propulsion, en effet le « Consortium for Spinal Cord Medicine » (CSCM) (2005) recommande un angle de poussée plus grand pour la prévention de blessure à l'épaule et émet aussi l'utilisation du patron semi-circulaire. Un angle de poussée trop petit implique un contact plus court entre la main et la main courante lors de la phase de poussée. Lorsque l'individu effectue de plus grands angles de poussée, l'individu parcourra une plus grande distance à chaque poussée, et donc nécessitera moins de cycle de propulsion. (Paralyzed Veterans of America Consortium for Spinal Cord, 2005).

Un autre concept important dans la propulsion en fauteuil roulant est l'efficacité mécanique de la propulsion. Pour cela, une définition courante dans la littérature est la fraction mécanique effective de la force appliquée (mechanical effective force, ou MEF), décrite par l'équation 1.1 soit le rapport de la composante tangentielle de la force appliquée aux roues par l'utilisateur au carré sur la force résultante totale au carré (Chenier, 2012).

$$MEF = \frac{F_{tan}^2}{F_{tot}^2} \quad (1.1)$$

L'utilisation de cette définition permet une quantification de l'efficacité de la propulsion en FRM. En effet, la composante tangentielle de la force de réaction sur la main courante du FRM entraîne le développement du moment médio-latéral selon l'axe de la roue, et donc permet au FRM d'avancer.

Une autre définition est parfois employée dans la littérature, et proche de la MEF et permet de se référer à l'efficacité de propulsion. Il s'agit de la fraction effective de la force appliquée (Fraction Effective Force, ou FEF), décrite par l'équation 1.2 (Bregman *et al.*, 2009). La FEF est égale à la racine carrée de la MEF. la FEF et la MEF sont des ratios qui sont théoriquement

compris entre 0 et 1 (ou 0% et 100 %). Les deux ratios sont similaires, mais il est important de noter qu'un ratio élevé au carré (en particulier quand le ratio est compris entre 0 et 1) rend les valeurs plus faibles que la FEF (e.g proche de zéro, les valeurs de la variable se rapprochera de zéro) et peut réduire les erreurs d'interprétations.

$$FEF = \frac{F_{tan}}{F_{tot}} \quad (1.2)$$

1.1.1 Cinématique articulaire de la propulsion en fauteuil roulant manuel

La cinématique des utilisateurs de FRM a été à plusieurs reprises analysée dans la littérature, en particulier la cinématique des membres supérieurs lors de la locomotion en FRM. La plupart de ces analyses ont été effectuées à travers des systèmes optoélectriques pour différents objectifs. Pour donner un exemple, les différentes techniques de propulsion qui ont été déjà citées plus haut ont été déterminées grâce à ces systèmes (dans ce cas, le système Optotrack (Northern Digital, inc., Waterloo, Ontario, Canada) a été utilisé) (Boninger *et al.*, 2002).

De plus, dans ces études, la position de la main, la position du 2e et 3e métacarpien plus précisément, a été utilisé pour déterminer le point d'application de l'effort appliqué sur la main courante par le sujet (Sabick *et al.*, 2004). Ce point d'application a permis d'estimer les efforts articulaires du poignet, du coude et de l'épaule mis en jeu lors de la propulsion en réalisant des calculs de dynamique inverse. En combinant les efforts articulaires et les vitesses angulaires associées, les puissances articulaires ont pu être calculées (Guo *et al.*, 2003).

De plus, les accélérations et les vitesses angulaires du coude, de l'épaule et du poignet ont également été étudiées de manière descriptive pour déterminer l'ergonomie de différents réglages du siège. L'équipe de recherche obtient, pour le poignet des coefficients de variation compris entre 56.9 % et 72.9 % pour la vitesse angulaire du poignet. Pour l'accélération angulaire du poignet, ils obtiennent des coefficients de variation compris entre 109.9 % et 168.3 %. (Mâsse *et al.*, 1992).

L'inclinaison du pelvis (en partie responsable des problèmes d'escarres au niveau du bassin) a aussi été étudiée à l'aide d'un goniomètre (Sprigle *et al.*, 2009).

1.2 Analyse de la propulsion en Fauteuil roulant manuel

La propulsion en fauteuil roulant manuel peut-être analysée par plusieurs variables.

Cette section détaille les connaissances actuelles sur certaines variables que nous allons utiliser pour permettre la prédiction de la propulsion en fauteuil roulant. Nous allons introduire deux types de variables, les sorties et les entrées du modèle développé, qui sont les forces et moments de réactions entrant en jeu lors de la propulsion, les accélérations et la vitesse angulaire ont été acquises par une centrale inertielle du mouvement (IMU), respectivement. Par la suite, nous allons détailler ces variables et leurs utilités dans la propulsion en FRM.

1.2.1 Cinétique de la propulsion en fauteuil roulant manuel

Une approche commune dans la littérature est l'analyse de la cinétique de la main courante lors de la propulsion en FRM (i.e les forces de réaction sur la main courante et les moments générés lors de la propulsion). En particulier, le moment autour de l'axe médio-latéral de la roue (M_z) est souvent utilisé dans la littérature pour l'analyse de la propulsion, en effet, ce moment correspond au moment propulseur du FRM. Pour ce qui est des forces appliquées sur la main courante, on retrouve deux définitions qui sont schématisées dans la figure 1.3.

L'analyse de la force tangentielle et radiale (dans le repère local dynamique, au niveau du point d'application et l'analyse de la force selon l'axe x et l'axe y dans le repère fixe de la roue donc fixe).

L'obtention de la force tangentielle est décrite par l'équation 1.4. Cette équation décrit une approximation, en effet, si un individu applique une force sur la main courante, il est nécessaire d'ajouter au moment généré, le couple de force produit par le poignet (M_w) dans le plan de la roue comme exprimé dans l'équation 1.3.

$$M_z = M_w + F_{tan} \cdot R \quad (1.3)$$

L'équation 1.5 montre la relation de passage entre les différentes représentations des forces de réaction sur la main courante.

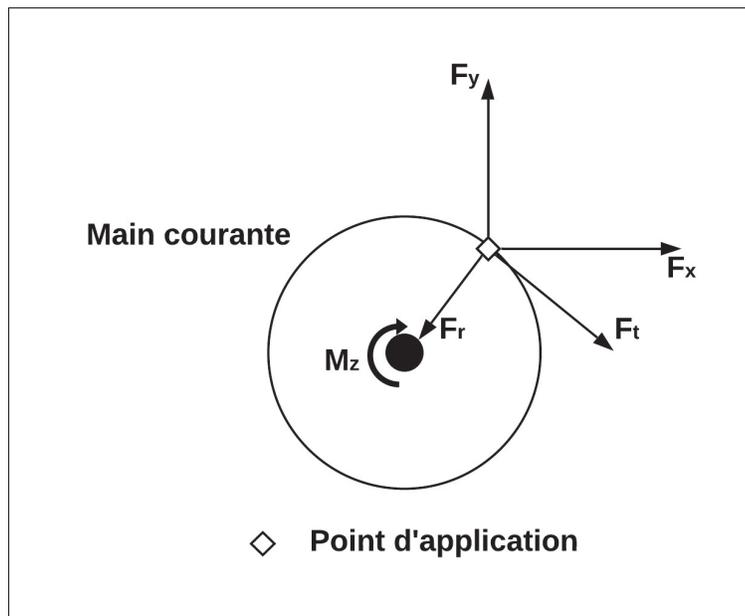


Figure 1.3 Schéma des forces et moment de réaction sur la main courante

$$F_{tan} = M_z \cdot R^{-1} \quad (1.4)$$

$$F_{sagittal}^2 = F_x^2 + F_y^2 = F_{tan}^2 + F_r^2 \quad (1.5)$$

L'analyse des composantes tangentiels et radiales permet une compréhension du déroulement de la propulsion. En effet, la force radiale est nécessaire pour obtenir une friction suffisante entre la main et la main courante pour éviter un glissement de celle-ci et la force tangentielle correspond à la force engendrée pour permettre de développer un moment de propulsion. Le pic moyen de F_t à été mesurée, sur 4 utilisateurs non expérimentés de FRM, et correspond à

94.6 ± 10.1 N et pour F_r on observe un pic de 34.2 ± 18.6 N dans une condition de vitesse dite modérée (vitesse du FRM compris entre 0.97 m/s et 0.89 m/s). L'analyse de F_x et F_y est plus simple, car c'est le plus directement mesurées lors de la propulsion en FRM (Robertson *et al.*, 1996).

1.2.2 Outils de mesure de la cinématique dans l'étude de la biomécanique

L'étude de la cinématique lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel a connu plusieurs étapes. Les chercheurs ont utilisés différents outils de mesure de la cinématique. Ce sous-chapitre se concentrera sur les outils utilisés dans la littérature pour observer et comprendre la cinématique du fauteuil roulant.

1.2.2.1 Système optique

La recherche de la compréhension de la cinématique liée à la biomécanique a souvent été associée à l'utilisation de système optique. Pour ce qui est de la recherche sur la cinématique en fauteuil roulant, plusieurs outils récents ont été utilisés. Rao *et al.* (1996) ont utilisés un système VICON (Oxford Metrics Ltd., Oxford, England) à 6 caméras couplées à des marqueurs rétro-réfléchissants placés sur le sujet. Rao et son équipe ont cherchés à déterminer un modèle cinématique à 3 dimensions de la propulsion en fauteuil roulant manuel pour quantifier les mouvements des articulations du membre supérieur lors de la propulsion en fauteuil roulant chez des sujets atteints d'une lésion médullaire basse de T10 à L3. Ce modèle a pour but de décrire les patrons moyens des articulations des épaules, du coude et du poignet. Il observe que la variabilité de la cinématique du membre supérieur est plus faible pendant la phase de poussée que lors de la phase de recouvrement, et cela s'explique par le fait que durant la phase de poussée. La main est contrainte par la main courante lors de la phase de poussée alors que lors de la phase de recouvrement la main n'est pas contrainte (Rao *et al.*, 1996).

Collinger L. J. *et al.* ont effectués une analyse descriptive de la comparaison de la cinétique et la cinématique de l'épaule avec différentes vitesses (une vitesse choisie par l'utilisateur

et une vitesse ciblée en régime permanent, i.e 0,9 m/s et 1,8 m/s, respectivement) lors de la propulsion en FRM. L'utilisation de plusieurs systèmes optiques ont été utilisés qui sont deux Optotracks (Northern Digital, inc., Waterloo, Ontario, Canada) pour 21 sujets, le Vicon (Oxford Metrics Ltd., Oxford, England) pour 20 sujets et 20 autres sujets ont été analysés par un Qualisys MCU 240 system (Medical AB, Göteborg, Sweden). Ils reportent que leurs descriptions de la cinétique et cinématique diffèrent peu de ce qui fut recensé dans la littérature, même dans la condition de vitesse rapide (Collinger *et al.*, 2008).

1.2.2.2 Unité de mesure inertielle (IMU)

Un nouvel outil qui se développe depuis la dernière décennie est l'utilisation de capteur inertielle ou d'unité de mesure inertielle. L'intérêt grandissant pour ces nouveaux outils s'explique facilement par la possibilité de réaliser des études biomécaniques en dehors du laboratoire d'analyse du mouvement. En effet, les unités de mesure inertielle permettent une acquisition ambulatoire de données cinématiques. La plupart des capteurs inertiels existant de nos jours sont sans fil et contiennent une autonomie grandissante (i.e la durée de la batterie et les capacités d'enregistrement). Un capteur inertielle, englobant les accéléromètres et les gyroscopes, est un capteur capable de mesurer l'accélération linéaire et la vitesse angulaire, respectivement.

Mayagoitia *et al.* (2002) ont montré que les accéléromètres et les gyroscopes seraient une alternative moins coûteuse comparée au système optique d'analyse de mouvement. Pour obtenir ces résultats, l'équipe de recherche a comparé le système optoélectronique avec les données obtenues par une paire d'accéléromètres (IC Sensors 3021-005-P) et un gyroscope (Murata ENC-05EB) pour chaque membre étudié lors de la marche dans le plan sagittal (i.e les angles des articulations du membre inférieur, les vitesses angulaires et l'accélération linéaire du genou). Ils ont calculé les erreurs RMS et un pourcentage d'erreur (correspondant au ratio RMS sur la moyenne de l'amplitude pic à pic du marqueur correspondant) et CMC (pour mesurer la répétabilité des signaux), ils obtiennent une erreur inférieure à 7% sur 3 comparaisons sur 4 pour l'erreur RMS et un CMC au-dessus 0,98 et pour la dernière comparaison (l'accélération linéaire du genou), ils montrent un résultat de 11 % à 15 % d'erreur, et donne déjà une précision

intéressante comparer au système Vicon sur des individus sains et sur 5 conditions de vitesse différentes. (Mayagoitiaa *et al.*, 2002).

Hooke AW. *et al.* (2009) ont montré que les IMU (Xsens) peuvent remplacer un système de caméra (Eagle Motion Analysis system (Motion Analysis Corp, Santa Rosa, CA)) pour analyser la cinématique du membre supérieur, en particulier l'articulation de l'épaule (trois degrés de liberté), du coude (deux degrés de liberté) et du poignet (deux degrés de liberté) en mesurant l'erreur RMS en degrés et obtiennent une erreur de 3,48 degrés pour l'épaule, 4,0 pour le coude et 4,7 pour le poignet. Malgré quelques différences de précision, ils concluent que ce système est suffisamment précis pour l'utiliser dans l'étude de la biomécanique du membre supérieur dans un contexte clinique. (Hooke *et al.*, 2009)

Starrs *et al.* (2012) ont cherchés à observer les différences entre des utilisateurs de FRM expérimentés et non expérimentés en utilisant la combinaison de capture du mouvement Xsens MVN Biomech (contenant des capteurs inertiels). Ils ont comparé l'amplitude du mouvement des épaules et du coude. Ils montrent que dans les tests, les non-usagers de FRM obtiennent de meilleures performances (selon les tests établis dans la méthodologie) que les sujets ayant subi une blessure, mais on observe que des utilisateurs non blessés arriveraient mieux à propulser de façon efficace que les utilisateurs de fauteuil roulant ayant une blessure. De plus, ils remarquent que les non-utilisateurs de fauteuil roulant montrent une plus grande amplitude de mouvement de l'épaule (e.g pour l'épaule droit, on a 63,2 degrés et 51,3 degrés pour l'utilisateur inexpérimenté et expérimenté, respectivement) que les sujets blessés et supposent que c'est pour cela que les non-usagers obtiennent de meilleures performances sur la méthodologie mise en place, mais il est intéressant de rajouter que chez les utilisateurs courants de fauteuil roulant manuel, on observe une amplitude du coude qui est plus grande que chez les sujets non expérimentés. (Starrs *et al.*, 2012)

Bergamini E. *et al.* (2015) ont cherché à développer une méthode pour évaluer l'efficacité d'un programme d'entraînement spécifique chez les jeunes joueurs de basketball en fauteuil roulant. Leur méthode se base sur l'utilisation de capteur inertiel ADPM (Opal, APDM Inc.,

Portland, Oregon, USA) sur chaque poignet et sur le siège arrière du fauteuil roulant. Leur but est d'obtenir une panoplie de paramètres biomécaniques pour fournir des informations de performance relative à la propulsion en fauteuil roulant manuel, dans des conditions réelles et de développer un programme d'entraînement spécifique. Ils cherchent aussi à déterminer l'efficacité des paramètres biomécaniques proposées. Pour obtenir la période de propulsion, ils utilisent les pics maximums de l'accélération obtenue sur le capteur fixé sur le fauteuil.

$$F_p = m.a_p \quad (1.6)$$

Ils déterminent la force de progression décrite par l'équation 1.6 avec F_p la force de progression, m la masse du système (FRM + participant) et a_p correspond a la composante antéro-postérieure de la force générée (i.e la force obtenue par l'accélération du système). Cette force représente une estimation de la force antéro-postérieure appliquée sur le centre de masse du système durant chaque phase de poussée, et la moyenne de cette variable en état permanent fut calculée. Ils analysent aussi la symétrie entre les deux poignets avec les IMUs. Ils déterminent que la force de progression (F_p) ne coïncide pas avec les forces appliquées sur la main courante du FRM, mais reste une bonne approximation de la force antéro-postérieure appliquée au centre de masse du système (FRM + participant) (Bergamini *et al.*, 2015)

Morrow MB. *et al.* (2017) ont proposé une validation de l'utilisation des capteurs inertiels de type ADPM versus un système de capture du mouvement optoélectronique pour le membre supérieur, en particulier, la mesure de l'élévation de l'épaule, la flexion du coude, la flexion/extension du tronc et la flexion/extension de la nuque. Ils obtiennent une erreur RMS pour la flexion/extension de $2,9 \pm 0,9$ degrés pour le cou et $1,6 \pm 1,1$ degré pour le tronc. Pour l'élévation de l'épaule, les résultats montrent une erreur de $6,8 \pm 2,7$ degrés et pour la flexion du coude $8,2 \pm 2,8$ degrés. L'étude de Bland-Altman montre qu'il n'y a pas d'erreur systématique significative, mais qu'il y a une erreur inversement proportionnelle au niveau de toutes les articulations. (Morrow *et al.*, 2017)

En conclusion, cette étude montre que la précision des IMU est acceptable pour les données cinématiques cite plus haut, mais ces IMU ont tendance à surestimer les petits angles des articulations et sous-estimer les grands-angles.

En 2018, une revue de littérature a été effectuée sur la directive opérationnelle sur l'utilisation des IMU dans le sport en fauteuil roulant. Les auteurs obtiennent en résultats deux articles qui ont utilisés les capteurs inertiels pour déterminer des forces de poussées ou le synchronisme (symétrie). (van der Slikke *et al.*, 2016); (Bergamini *et al.*, 2015)

Les deux études ont utilisés un algorithme de filtrage, et utilisés un algorithme de détection des cycles avec un capteur inertielle sur le FRM. Les auteurs remarquent que cette méthode ne fonctionne que dans des cas de propulsion linéaire. (Shepherd *et al.*, 2018)

1.2.2.3 Roue instrumentée

Cette section représentait la revue de littérature relative à la biomécanique de la propulsion en FRM, mais aussi l'utilisation de capteur inertielle dans la littérature, plus particulièrement lors de la propulsion en FRM, et aussi des roues instrumentés.

Il existe des roues de FRM permettant de mesurer les forces appliquées sur la main courante et permettant l'obtention de la cinétique de la propulsion en fauteuil roulant. Plusieurs modèles existent dans la littérature, en particulier, le modèle qui nous intéresse est la SmartWheel qu'on détaillera plus tard dans ce document. Une revue de littérature a été effectuée en 2010 (Sauret, 2010).

Dans la suite, nous allons chercher à définir un système prédictif et le modèle que nous utiliserons dans notre recherche

1.3 Définition d'un système prédictif

Avant d'avancer le sujet de cette recherche, il est d'abord nécessaire d'introduire quelques concepts d'automatique et de contrôle des systèmes asservis. On entend par système, un dispo-

sitif soumis aux lois de la physique et caractérisé par certaines grandeurs, résumé dans l'illustration 1.4.

Ces grandeurs physiques sont :

1. $u(t)$: correspond à l'entrée du système.
2. $y(t)$: correspond à la sortie du système.
3. un autre type d'entrée existe qui sont les entrées de perturbation.

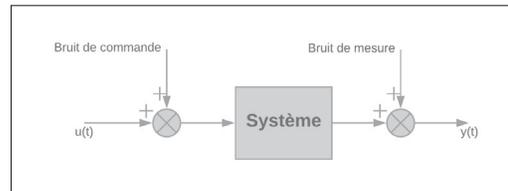


Figure 1.4 Illustration d'un système monovariante

Tout d'abord, un système est dit automatisé s'il exécute le même cycle de travail pour lequel il a été programmé. Un système automatique est composé de deux parties, la commande (corresponds aux directives données aux systèmes) et la partie opérative qui correspond aux capteurs (prise de mesure) et actionneurs (action de la commande selon la prise de mesure). Dans ce sous-chapitre, nous allons définir ce qu'est un système linéaire et non linéaire puis l'identification de système. Nous finirons par définir le modèle Hamerstein-Wiener qui est en relation directe avec la recherche présentée ici.

1.3.1 Système linéaire

Un système étant donné, qui produit sur l'une des sorties (i) la réponse $y_{i1}(t)$ lorsqu'un signal $u_1(t)$ est appliqué à l'une de ses entrées et la réponse $y_{i2}(t)$ lorsqu'un signal $u_2(t)$ est appliqué à une autre entrée, on dit que ce système est linéaire si, lorsqu'on applique simultanément aux deux entrées précédentes ($u_1(t)$ et $u_2(t)$) les grandeurs $c_1u_1(t)$ et $c_2u_2(t)$, il produit sur la sortie (i) la réponse décrite dans l'équation (1.7), et ceci quelle que soit la sortie (i) et quel que soit le couple d'entrée.

$$y_i(t) = c_1 y_{i1}(t) + c_2 y_{i2}(t) \quad (1.7)$$

Ensuite, un système linéaire est aussi défini par le principe de superposition qui signifie que la réponse $y(t)$ d'un système linéaire à plusieurs entrées $u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t)$ agissant simultanément est égale à la somme des réponses à chaque entrée appliquée isolément. Ainsi, si $y_i(t)$ est la réponse à $u_i(t)$, décrit par l'équation (1.8)

$$y(t) = \sum_{i=0}^n y_i(t) \quad (1.8)$$

$$\sum_{i=0}^n a_i(t) \frac{d^i y}{dt^i} = \sum_{i=0}^m b_i(t) \frac{d^i u}{dt^i} \quad (1.9)$$

La représentation d'un système linéaire monovariante est rarement décrite dans le domaine temporel. Pour cela, nous utilisons la transformée de Laplace qui nous permet le passage du domaine temporel au domaine complexe, ce qui facilite la détermination des solutions des équations différentielles, comme le montre l'équation. De plus, il est important de noter que tout système dont la relation entrée-sortie peut être représentée par une équation différentielle dans le temps, de la forme décrite dans l'équation (1.9).

Pour comprendre cela, il nous faut expliquer une dernière notion qui est la notion de fonction de transfert.

$$G(s) = \frac{\sum_{i=0}^m b_i s^i}{\sum_{i=0}^n a_i s^i} \quad (n \geq m) \quad (1.10)$$

Une fonction de transfert d'un système se définit par l'équation (1.10) c'est-à-dire le rapport la transformée de Laplace de la sortie et de l'entrée du système lorsque toutes les conditions ini-

tiales sont nulles, on a donc l'équation (1.10). Et on peut représenter sous la forme polynomiale comme le montre l'équation (1.11).

$$Y(s) = G(s)U(s) \quad (1.11)$$

Dans la réalité, les systèmes physiques réels ne sont pas toujours linéaires, soit on linéarise un système non linéaire, soit il existe des systèmes non linéarisable (e.g l'existence de cycle limite tel que le pompage des asservissements saturés). C'est pourquoi dans la suite de ce document, nous allons chercher à donner une définition au système non linéaire.

1.3.2 Système non linéaire

Pour commencer, un système non linéaire est un système où le principe de superposition ne s'applique pas (Khalil & Grizzle, 2002). Pour analyser un système non linéaire, on cherche dans un premier temps à le linéariser, pour tenter de comprendre son comportement, mais cela ne suffit pas, car la linéarisation a deux limites, la première est due au fait que celles-ci ce fait généralement en un point de fonctionnement spécifique donc la linéarisation d'un système non linéaire permet une description locale de ladite fonction non linéaire. La seconde limite est la dynamique non-linéaire, celles-ci est plus riche que la dynamique des systèmes linéaires car elle contient des phénomènes de non-linéarité, et ces phénomènes ne peuvent être décrit ou estimé par un système linéaire.

Nous allons maintenant aborder le sujet de l'identification de systèmes maintenant que la définition d'un système linéaire et non linéaire a été exprimée.

1.3.3 Identification de système

Une identification de système se définit par la détermination d'un modèle par des mesures d'entrée et de sortie. La connaissance du modèle est nécessaire pour la conception et l'implémentation d'un système prédictif performant. La notion d'un modèle mathématique d'un

système ou d'un phénomène est un concept fondamental. En général, une multitude de types de modèle existe, et chacun d'entre eux est dédié à une application particulière. Nous avons le modèle de type « Knowledge models » (basée sur les lois de la physique, la chimie, etc.) permet une description plutôt complète du système. Ces modèles sont généralement très complexes et sont rarement utilisés directement pour la conception d'un système de prédiction. Il est généralement difficile d'obtenir des valeurs de paramètres (e.g coefficient de pôles zéros) avec l'aide de ce type de modèle. C'est pour cela, dans la plupart des cas pratiques, il est nécessaire d'implémenter une méthodologie pour une identification directe de ces modèles dynamiques en passant par des données expérimentales. Notons qu'il existe deux types de modèles dynamiques, les modèles dynamiques non paramétriques (e.g : la réponse fréquentielle et la réponse à un échelon) et les modèles dynamiques paramétriques (e.g : fonction de transfert, équations différentielles). Donc l'identification de système est une approche expérimentale pour déterminer un modèle qui décrit celui-ci. Pour cela, il faut considérer 4 étapes, l'acquisition des données d'entrée et de sortie avec un protocole expérimental, la sélection où l'estimation de la structure du modèle, l'estimation des paramètres du modèle et la validation du modèle identifié. (Ljung, 1987)

1.3.4 Hammerstein-Wiener

Le modèle Hammerstein-Wiener fait partie de la famille des systèmes non linéaires « bloc orienté ». Ces systèmes se caractérisent par l'interaction d'un sous-système linéaire dynamique et invariant dans le temps (LTI) et des éléments non linéaires statiques. Le sous-système linéaire peut-être paramétrique ou non paramétrique et l'élément non linéaire peuvent être paramétriques ou non, avec mémoire ou sans mémoire. Ensuite, rentre en jeu la connexion des sous-systèmes entre eux, ils peuvent être en série, en parallèle ou en feed-back. (Bai & Giri, 2010)

Le modèle le plus simple de système non linéaire « bloc orienté » est le modèle Hammerstein, illustré par 1.5, qui correspond à 2 blocs connectés en série avec une entrée non linéaire statique et un bloc dynamique LTI. Ce modèle a permis de prendre en compte les non-linéarités pouvant

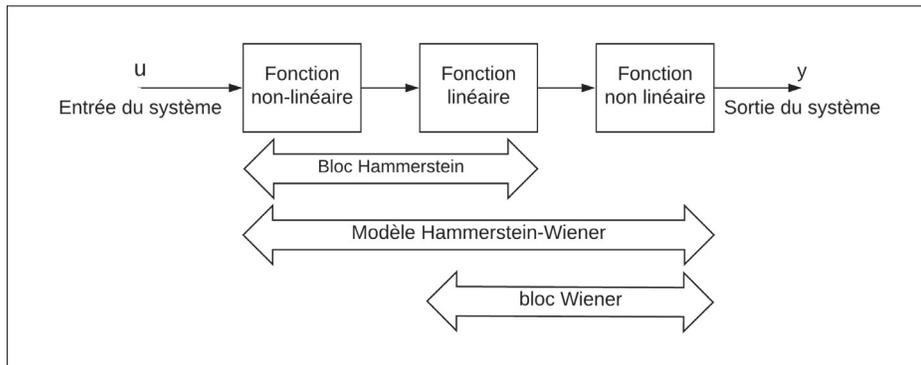


Figure 1.5 Illustration du modèle Hammerstein-Wiener

être apportées par l'entrée du système. Malgré la simplicité de ce modèle, il a permis de décrire avec une certaine précision une grande variété de systèmes non linéaires, comme des systèmes chimiques, des muscles stimulés électriquement, des amplificateurs de puissance, des systèmes physiologiques. (Bai & Giri, 2010) La permutation des blocs linéaire et non linéaire dans le modèle Hammerstein donne lieu à un autre modèle qui est le modèle Wiener, illustré par 1.5. La sortie non linéaire de ce modèle peut représenter les non-linéarités que peut apporter la sortie du système. Cette précision théorique a été démontrée par plusieurs applications, telles que des procédés chimiques ou biologiques. (Bai & Giri, 2010)

La combinaison en série d'un modèle Hammerstein et d'un modèle Wiener donne un nouveau modèle qui se nomme logiquement le système Hammerstein-Wiener, illustré par 1.5. La combinaison inverse porte le nom de structure Wiener-Hammerstein. Ces nouveaux modèles offrent de plus grandes capacités de modélisation. Le modèle Hammerstein-Wiener trouve son utilité lorsque des non-linéarités d'entrées et de sorties sont présents dans le système. (Giri & Bai, 2010).

1.3.5 Utilisation de Hammerstein-Wiener pour la prédiction de force

Mishra M.(2011) et son équipe ont cherchés a utiliser différents modèles non linéaire pour prédire et modéliser l'interaction articulaire tibio-fémorale. L'entraînement des modèles non linéaire utilise des données modélisées par un modèle multicorps du genou sur MD ADAMS

(MSC Software Corporation, Santa Ana, CA). Ce logiciel permet la création d'un modèle en utilisant des images obtenues par résonance magnétique pour obtenir la géométrie des composants de l'articulation du genou (i.e fémur, tibia, patella, etc.) sur un spécimen cadavérique. Les modèles non linéaires testés sont le modèle Hammerstein-Wiener, le modèle NLARX (Non-Linear Auto Regressive with Exogenous input) et un TDNN (Time Delay feed-forward Neural Network models with input tapped delay line). Les entrées du modèle sont les positions et orientations de l'articulation, et les sorties nous avons les forces et moments générés par l'articulation tibio-fémorale. À travers cette étude, les auteurs ont calculé l'erreur NMSE (erreur quadratique au carrée normalisée) ils obtiennent comme résultats pour le modèle Hammerstein-Wiener, que les fonctions non linéaires d'entrée de sortie, pour les forces de réaction sur le tibia pendant un mouvement simulé, sont la fonction sigmoïde en entrée et la fonction par partie ("piecewise linear"), respectivement. Pour les moments, en majorité, la combinaison de deux fonctions par partie (entrée et sortie) est la plus intéressante dans leur recherche. Ils obtiennent un NMSE inférieur à 0.30 tout modèle confondu (Mishra *et al.*, 2011).

1.4 Prédiction des forces de réaction

Pour notre revue de connaissance dans le domaine de la prédiction de mécanisme biomécanique, nous nous sommes concentrés dans notre recherche à la prédiction de la marche et la prédiction en fauteuil roulant manuel. Nous allons donc logiquement décrire les méthodes décrites dans la littérature.

1.4.1 Prédiction de forces lors de la marche

Guo Yuzhu *et al.* (2017) ont mis en place un algorithme en utilisant des accélérations obtenues par le biais d'IMUs et tentent de prédire la force de réaction au sol lors de la marche. Pour cela, ils utilisent trois accéléromètres Triaxiaux (Opal, ADPM) placés sur les participants, un au niveau de la vertèbre L5, un autre sur la vertèbre C7, et le dernier sur le front. Deux semelles mesurant la pression ont été utilisées pour obtenir la composante verticale de la force de réaction au sol. Ils utilisent une méthode de corrélation croisée pour déterminer que le modèle

linéaire n'est pas suffisant, ils ont donc développé un modèle non linéaire. Ils décomposent l'accélération selon la dominance du pied, car ils n'ont qu'un accéléromètre pour le mouvement des deux pieds. Le modèle NARMAX est utilisé en ne prenant en compte que les données d'accélération présentes et passées. Un modèle par sujet a été identifié. Pour quantifier l'erreur de prédiction, la variable rRMSE (l'erreur quadratique moyenne relative) a été choisie.

L'utilisation des données est séparée en deux parties, l'entraînement et la prédiction. Le rRMSE minimum trouvé est de 5,2% pour une marche extérieure contrôlée (i.e marche de 50 m à une vitesse confortable) et 7% pour une marche extérieure libre. La moyenne de l'erreur de prédiction pour une marche extérieure contrôlée pour la localisation de l'IMU au niveau de la vertèbre C7 est de 4,0% et 4,2% pour le front. Pour une marche extérieure libre, on a 5,6% pour C7 et 6,0% pour le front. Ils déterminent que la meilleure localisation dans leurs études est la vertèbre L5. (Guo *et al.*, 2017)

Une revue de littérature a été effectuée en 2018, nous montre que plusieurs méthodes ont déjà été utilisées pour prédire les forces de réaction au sol (FRS) lors de la marche. En effet, les méthodes recensées sont :

1. Utilisation d'un modèle biomécanique en accord avec la seconde loi de Newton, en utilisant l'accélération obtenue des IMUs e.g $F = m * a$ avec F représentant la force générée, m étant la masse du système étudié et a l'accélération linéaire extraite des IMUs.
2. Utilisation de méthode relative a l'apprentissage machine, e.g les réseaux de neurones.

Ils nous montrent aussi que les aspects critiques dans l'estimation de la FRS a partir de données cinématiques sont :

1. Le nombre de capteurs nécessaires pour effectuer une bonne modélisation ;
2. La détermination de la composante antéro-postérieure et la composante médio-latérale ;
3. Déterminer les FRS sur chaque pied lors de la phase de double support et évaluer l'asymétrie.

L'utilisation d'un seul IMU pour prédire la FRS a montré que la précision n'était pas suffisante pour une description fidèle des forces de réaction au sol (0.31N/du poids du participant). Les auteurs nous expliquent que la plupart des études ont validés que l'estimation de la composante verticale de la FRS est acceptable dans la plupart des cas (e.g 15,60 % pour la composante verticale des FRS avec le logiciel de simulation AnyBody). Seulement quelques-unes se sont concentrées sur les autres composantes, en obtenant une faible fiabilité, e.g avec un IMU, 0,076 N/poids du participant, 5,4 % du poids du participant pour la composante antéro-postérieure et 13 % du poids du participant pour la composante médio-latérale. Ensuite, les auteurs mettent en avant le fait que des études ont utilisé des fonctions de transfert ou le modèle NARMAX. Ensuite, le dernier type de modèle énoncé est le réseau de neurones artificiel (ANN). L'ANN reste un outil flexible pour la modélisation non linéaire, mais contient des désavantages e.g la sensibilité des paramètres d'entrée et qui nécessite une grande base de données. (Ancillao *et al.*, 2018)

1.4.2 Prédiction de forces de réaction appliquées sur la main courante

Chien-Ju Lin *et al.* (2010) ont cherchés à déterminer un modèle multisegmentaire à deux dimensions qui permettrait de prédire les forces appliquées sur la main courante lors de la propulsion dynamique en fauteuil roulant manuel. Pour cela, les auteurs utilisent un modèle multisegmentaire illustré dans la figure 1.6 (Lin *et al.*, 2011).

La direction de la force est évaluée avec l'angle entre la force prédite et la force mesuré expérimentalement.

On observe aussi une grande déviation de la direction de la force prédite quand la main est localisée à un angle supérieur à 105 degrés par rapport à la roue et lorsqu'on dépasse 110 degrés. On observe une déviation de plus de 100 degrés de l'orientation de la force comparée à la référence. Les pics de FEF des forces prédites sont significativement supérieurs que les forces mesurées chez les deux types de sujets (i.e expérimenté et non expérimenté), de 80 % et 74 % alors que dans les forces prédites nous avons 97 % et 96 % pour les sujets inexpérimentés

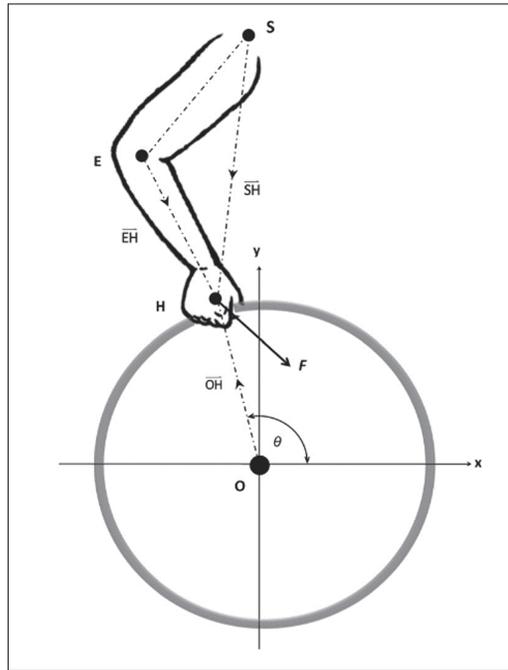


Figure 1.6 Schéma du modèle à multi-segments
Tirée de Lin *et al.* (2011)

et expérimentés, respectivement. La moyenne de l'amplitude est inférieure à 29,7 N, ce qui donne 16,9 - 88,2 % de la force mesurée pour les sujets inexpérimentés et 11,0 - 91,5 % des sujets expérimentés. Les plus grandes erreurs sont observées à la fin du cycle de propulsion. Les forces prédites sont plus tangentielles à la roue que les forces mesurées. Cette étude nous indique l'intérêt de prendre en compte le poignet et la dynamique des muscles et que le début de la phase de poussée est importante dans la génération de force. L'étude a été non ambulatoire (i.e l'étude a été réalisée sur un simulateur de fauteuil roulant manuel).

L'étude d'Aguilar, A. M (2013) avait pour objectif d'évaluer le nombre de capteurs accélérométrique et leurs positions sur le fauteuil roulant manuel nécessaire pour classifier les activités dans un environnement hors laboratoire d'une personne utilisant un fauteuil roulant manuel. Trois capteurs sont utilisés dans cette étude, un accéléromètre placé sur le bras dominant, un détecteur de rotation d'une roue attachée à la roue arrière du fauteuil roulant manuel et un accéléromètre placé en dessous du siège. L'étude comprend 26 participants atteints de blessure

médullaire âgée de plus de 18 ans et utilisant un fauteuil roulant manuel comme moyen de locomotion principale. La méthode mise en place pour la prédiction de forces consiste à utiliser les accéléromètres triaxiaux du bras et celui attaché sous le siège (Shimmer Research, Dublin). Pour la validation des forces prédites, l'auteure utilise la SmartWheel. La technique d'erreur utilisée est le MAE (mean absolute error) et le MAPE (mean absolute percentage error), et le critère utilisé est la moyenne du pic de la norme de la force sur une fenêtre de 10 secondes. Pour ce qui est des accélérations obtenues, un ensemble de mesures statistiques a été calculé sur des fenêtres de 10 secondes pour les accélérations x, y, z et résultantes de l'accéléromètre du bras. La comparaison de la performance du modèle de régression a été effectuée avec les deux accéléromètres (bras et sous le siège) ou avec un seul (le bras). La différence de MAPE entre les deux modèles est de seulement de 0,03 % donc seulement l'accéléromètre du bras fut utilisé. Ces valeurs statistiques et les données démographiques des participants ont été utilisées pour construire une matrice avec 120 caractéristiques (propriétés) qui ont été utilisées dans le logiciel WEKA pour enfin trouver une corrélation qui réduit les caractéristiques nécessaires par participant. Ensuite, l'utilisation de la technique de régression a permis une estimation des forces. L'auteure obtient une moyenne des pics de la norme de la force prédite sur une fenêtre de 10 secondes de $33,3 \pm 14,1$ N contre $33,4 \pm 17,1$ N pour le critère, sur une surface lisse avec un MAE de $5,27 \pm 5,38$ N et MAPE de $18,1 \pm 20,5$ % et sur une surface inclinée on observe $49,2 \pm 21,6$ N et $47,6 \pm 19,3$ N pour le critère et l'estimation, respectivement avec un MAE de $7,65 \pm 6,29$ N et MAPE de $17,4 \pm 16,0$ %. Donc, quel que soit la surface on obtient $37,7 \pm 19,7$ N pour le critère et $37,2 \pm 16,9$ N pour la prédiction avec un MAE de $5,92 \pm 5,73$ N et MAPE de $17,9 \pm 19,4$ %. Ces résultats ont permis à l'auteure de conclure que l'utilisation de capteurs portatifs tels que les accéléromètres a un bon potentiel de prédiction des forces de réaction sur la main courante lors de la propulsion en fauteuil roulant, mais cela nécessite de déterminer 6 caractéristiques parmi 120. L'étude a été réalisée de façon ambulatoire. Son travail nous aide dans l'hypothèse de réaliser un modèle prédictif en utilisant des capteurs inertiels (Aguilar, 2013).

Hernandez Vincent *et al.* (2018) ont cherchés à utiliser un RNN (Recurrent Neural Network) pour tenter de prédire l'orientation et l'amplitude de la force de réaction sur la main courante en faisant suite à l'équipe de Chien-Ju Lin *et al.* (2011). 10 sujets, sans pathologie au niveau du membre supérieur, ont participé à l'étude. L'acquisition de la cinématique du membre supérieur a été effectuée par 8 caméras optoélectronique OQUS 400 (Qualisys AB, Gothenburg, Sweden) et 18 marqueurs réfléchissants ont été placés pour enregistrer la position. Les marqueurs sont placés sur la clavicule, la scapula, l'humérus et l'avant-bras. Trois marqueurs ont été placés sur la troisième et cinquième articulation métacarpophalangienne et au milieu du troisième métacarpien. Pour la mesure des forces de réaction de la main courante, les auteurs ont utilisé une Smartwheel sur la main courante droite (Three Rivers Holdings, Inc., Mesa, AZ). Le fauteuil roulant a été placé sur un ergomètre développé par Louis and Groce (2010a). Pour déterminer les angles cinématiques du tronc et des membres supérieurs, un modèle musculosquelettique avec 56 muscles et 10 degrés de liberté (trois sur la ceinture pelvienne, trois sur l'épaule, deux sur le coude et 2 sur le poignet). Chaque condition a été exécutée à 60 %, 80 %, 100 %, 120 % et 140 % de la fréquence choisie librement (FCF) qui correspond à la fréquence naturellement adoptée par les sujets imposées par un métronome audio. Le début et la fin de chaque phase de propulsion sont détectés lorsque le moment autour de l'axe de la roue devient supérieur et inférieur à 1 N.m, respectivement. Les données d'entrées du RNN sont les angles articulaires q , la vitesse \dot{q} et l'accélération \ddot{q} pour les 10 degrés de liberté et les caractéristiques physiques de chaque sujet (poids, taille, longueur du tronc, du bras, de l'avant-bras et de la main). Le nombre d'entrées de leur RNN est de 36 caractéristiques. Les auteurs supposent qu'il existe une influence, en début de la phase de poussée, donc à la fin de la phase de recouvrement. Pour montrer cet effet, ils décident de rajouter les données cinématiques (i.e les 36 caractéristiques d'entrées) de la fin de la phase de recouvrement (0 %, 10 %, 20 %, et 30 %, INPUT0, INPUT10, INPUT20 et INPUT30, respectivement). Les données de sorties sont l'orientation de la force et l'amplitude.

Au total, 5708 phases de poussée ont été mesurées et séparées entre l'entraînement, la validation et le test. (avec 70 % pour l'entraînement, 15% pour la validation et 15 % pour le test).

En résultats 70 % de la phase de poussée, il y a une erreur de 12 % au maximum le INPUT0 a l'erreur la plus haute en début de cycle ce qui montre l'intérêt de l'utilisation de la cinématique avant le début de la phase de poussées. L'erreur descend de 28 degrés à 20 degrés lorsqu'on passe de INPUT10, INPUT20 et INPUT30. Pour l'amplitude, nous avons une erreur inférieure à 8 N et une erreur de 35% en début de cycle puis moins de 20 % sur le reste du cycle (80 % du cycle). Dans la globalité, on a une MAE inférieure à 8 N, et le MAPE est d'environ 35 % en début de cycle, mais moins de 20 % sur 80 % du cycle de poussée. (Hernandez *et al.*, 2018).

Tableau 1.1 Tableau synthétique des prédictions lors de la propulsion en fauteuil roulant dans la littérature.
 E : Expérimentée, NE : Non Expérimentée, BM : Blessé Médullaire, ATA : accéléromètre tri-axial, TS : Type de Surface,
 RNN : Réseau de neurone récurrent FCF : Fréquence choisis librement, FEF : Fraction de la force effective

Auteur	Sujet (Nombre et Pathologie)	Méthode				Variables prédites et critère		Résultats
		Instrumentation	Entrée	Modèle	Vitesse (m/s)	Variable prédites	Critère	
Lin <i>et al.</i> , (2011)	10 NE et 10 E (BM)	Jauge de contrainte + optoélectrique	cinématique + angle d'Euler	Modèle multi-segments	1	orientation et amplitude de la résultante FRMC	FEF, θ_{pe} , MAE MAPE	Déviaton de l'angle : entre l'angle 30 et 105 de la roue, 0,0 à 7,6 degrés pour l'utilisateur NE et 12,4 à 35,4 pour l'utilisateur E
Aguilar. (2013)	26 E (BM)	une SW + un ATA	6 entrées ATA (trois entrées) Age Poids TS	Apprentissage machine	libre 0.59 à 1.75	pic de la résultante de la FRMC	pic de la résultante de la FRMC dans une fenêtre de 10 s MAE MAPE	Moyenne d'erreur MAE : 29.7 N d'erreur d'amplitude Toute surface confondus : 17.9% MAPE et MAE de 5.9 N
Hernandez, <i>V.,et al.</i> , (2018)	10 NE	une SW + optoélectrique	36 entrées : cinématique poids taille	Apprentissage Machine RNN	libre -60%, 80%, 100%, 120%, 140% de la FCF	résultante et orientation de la FRMC	MAE MAPE	70% de la phase de poussées, erreur de 12% erreur la plus haute en début de cycle erreur d'amplitude <8N et une erreur de 35% en début de cycle puis moins de 20 % sur le reste du cycle

CHAPITRE 2

PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET RETOMBÉES

2.1 Problématique

Dans la littérature présentée précédemment, la prédiction de forces et de moments lors de la propulsion en FRM ouvre une nouvelle voie d'exploration dans la compréhension de la propulsion en FRM ambulatoire, dans l'obtention de ces variables d'intérêt (Forces et moments de réaction sur la main courante). Toutefois, les possibilités de prédiction de celles-ci ne sont pas encore au point pour permettre le remplacement d'une roue instrumentée. En effet, elles restent les plus précises pour déterminer les forces et moments, mais ne permettent toujours pas d'effectuer des études ambulatoires sans biais. Les roues instrumentées restent différentes des roues de FRM conventionnelles (e.g les SmartWheel peuvent avoir une masse deux fois supérieure). Dans cette étude, nous allons proposer une nouvelle méthode de prédictions des forces et moments entrant en jeu lors de la propulsion en FRM en utilisant en entrée des données de capteurs inertiels. Nous allons nous concentrer sur la possibilité d'identifier un modèle pour prédire ces forces et moments. Nous avons cherchés à remplacer l'utilisation des roues instrumentée par ce modèle. L'utilisation du modèle présenté dans l'étude pour identifier et prédire les forces et moments lors de la propulsion en fauteuil roulant n'a pas encore été explorée dans la littérature.

2.2 Hypothèses de recherche

En analysant et en synthétisant la littérature (cf. 1.1), nous posons l'hypothèse que la prédiction des forces et moments de réaction sur la main courante est prédictible en utilisant les données cinématiques du poignet.

Nous posons l'hypothèse qu'un seul modèle est suffisant pour prédire les forces et moments sur les deux côtés (roue gauche et droite).

Nous posons aussi l'hypothèse de la nécessité d'un patron moyen de la donnée que l'on veut prédire est indispensable pour obtenir un modèle robuste .

Supposition méthodologique (**SM1**) : Nous supposons le Pelvis encastré dans le FRM (i.e : Les données cinématiques du Pelvis (e.g Accélération linéaire) correspondent à celle du FRM).

2.3 Objectifs du projet

2.3.1 Objectif principal

L'objectif principal de ce projet est de déterminer un modèle capable de prédire les forces (F_x et F_y) et les moments de propulsion (M_z) au niveau de la roue gauche et la roue droite en utilisant des capteurs inertiels lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel. Cet objectif principal se décline donc en deux objectifs spécifiques, soit :

1. Identifier un modèle capable de prendre en entrée des données inertielles d'un utilisateur, et en sortie, d'obtenir les variables F_x , F_y et M_z lors de phase de poussées pendant la propulsion en fauteuil roulant manuel puis utilisée ce modèle pour prédire les variables citées.
2. Valider la prédiction lors de parcours rectilignes.

2.3.2 Objectifs secondaires

L'objectif secondaire de cette étude est d'obtenir une modélisation statistique de la vitesse angulaire et de l'accélération du poignet lors de la phase de poussée pendant la propulsion en fauteuil roulant manuel.

2.4 Approche

Pour répondre à l'objectif principal de l'étude, nous avons utilisé des données acquises lors d'une étude précédente effectuée par M.Gagnon-Shaiget (GAGNON SHAIGETZ, 2017) qui

contient les données inertielles de 12 sujets et les données enregistrées par la SmartWheel pour chaque côté du fauteuil roulant manuel. Nous avons choisi d'utiliser le modèle Hammerstein-Wiener pour l'identification du modèle nécessaire avec les données acquises lors de propulsion dans le couloir de l'ÉTS.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE EXPÉRIMENTALE

3.1 Acquisition des données

Les données obtenues pour nous permettre l'identification d'un modèle prédictif sont décrites dans cette section. L'acquisition des données s'est faite de façon simultanée entre les SmartWheels gauche et droite -qui sont synchronisées entre elles- et les modules du Xsens.

Dans ce chapitre, nous allons décrire chaque étape de notre méthodologie pour obtenir un modèle prédictif. Nous commencerons par rapidement décrire le protocole d'acquisition. Ensuite, nous nous sommes concentrés sur la compréhension de la cinématique obtenue à travers les Xsens et la préparation des données d'entrée et de sortie pour l'utilisation du modèle Hammerstein-Wiener. Par la suite, nous avons extrait les données issues des différents capteurs (Données d'entrée et de sortie). Suite à ces étapes, nous avons mis en place une synchronisation temporelle entre les données d'entrée et de sortie. Une fois cela effectué, il nous avons découpé nos phases de poussée pour ensuite permettre l'identification de notre modèle pour enfin prédire M_z , F_x et F_y .

3.1.1 Participants

L'étude a été menée auprès de 12 participants utilisateurs sains non expérimentés de fauteuil roulant manuel. Les caractéristiques anthropométriques moyennes des participants sont décrits dans le 3.1.

Tableau 3.1 Caractéristiques des participants

Caractéristique	Moyenne \pm Écart-type
Âge (années)	27.3 \pm 4.9
Masse (kg)	73.0 \pm 13.4
Taille (cm)	174.0 \pm 7.3

Les critères inclusion et les critères d'exclusions sont :

1. Un participant pouvait participer à l'étude si l'utilisation d'un FRM n'est pas son moyen de locomotion principal.
2. Le participant ne pouvait pas participer à l'étude s'il a subi une blessure récente aux membres supérieurs qui auraient pu affecter sa biomécanique de propulsion, et si le participant était atteint de trouble cognitif ou neurologique pouvant affecter sa capacité à suivre les instructions et à compléter l'expérience.

Le projet a été approuvé par le Comité d'éthique de la recherche de l'ÉTS.

3.1.2 Mesure des paramètres cinétique de propulsion

La cinétique de la propulsion en fauteuil roulant manuel (Forces et moments de réaction à la main courante) a été acquise par des roues instrumentées de type SmartWheels (Three Rivers Holdings LLC, Mesa, AZ) échantillonnées à 240Hz, à gauche et à droite du fauteuil roulant manuel. La mesure des forces et des moments est obtenue par des jauges de contrainte, qui correspond à une résistance dont la valeur change avec la contrainte subit, donc à une influence sur le courant émis. La SmartWheel est illustrée dans la figure 3.1. La précision est de 0.2 N et la résolution est de 2 N (Asato *et al.*, 1993).



Figure 3.1 Photographie d'une SmartWheel

3.1.3 Acquisition cinématique de l'utilisateur lors de la propulsion

L'acquisition de la cinématique de l'utilisateur de fauteuil roulant a été acquise par le système de capture de mouvement Xsens MVN qui est constituée de 17 capteurs inertiels MTx. Le MTx est une unité de mesure inertielle et magnétique qui contient un gyroscope 3D, un accéléromètre 3D et un magnétomètre 3D (38x53x21 mm, 30 g) la figure 3.2 représentée le capteur utilisé.



Figure 3.2 Photographie d'un module d'un IMU (Xsens)

Dans cette étude les unités de mesure ont été échantillonnées à 120Hz. Les différentes unités MTx sont reliées par un Xbus master ce qui signifie qu'il n'y a qu'un câble de communication au niveau des membres. De plus, le Xbus Masters permet une synchronisation de l'échantillonnage entre tous les modules et fournit l'alimentation nécessaire à chaque unité. Le Xbus Masters prend aussi en charge la communication sans fil vers un PC. Le poids total du système est de 1,9 kg (incluant la batterie et les piles). Les modules sont placés sur le pied, la jambe, la cuisse, le pelvis, les épaules, le sternum, la tête, les bras, l'avant-bras et la main représentée dans la figure 3.3. Dans notre projet, nous avons utilisé que la partie supérieure de la combinaison Xsens.

Lors de l'exportation de données nous avons accès, dans le cadre de notre projet, seulement aux valeurs fusionnées extraites par le logiciel MVN studio. Ce logiciel nous donne accès



Figure 3.3 Placement des unités inertielles du Xsens

aux données d'orientation (exprimées en quaternion), de position, d'accélération linéaire et angulaire et de vitesse linéaire et angulaire le tout dans le repère global.

3.1.4 Protocole d'acquisition

Les données ont été acquises lors de propulsion en fauteuil roulant dans l'un des couloirs de l'ÉTS. Nous nous sommes concentrés sur la trajectoire rectiligne (figure 3.4).

Lors de ces acquisitions, on a eu trois phases de test. La première phase consiste à une propulsion de fauteuil roulant avec un aller-retour dans le couloir de l'ÉTS. Le fauteuil roulant était équipé de deux SmartWheels (une de chaque côté). Le sujet était équipé de la combinaison Xsens qui fut placée sur le haut du corps. Le sujet devait effectuer trois aller-retour.

Une autre phase de ces acquisitions consistait à trois nouveaux aller-retour dans le couloir de l'ÉTS. Lors de ces trois phases, il y a eu un parcours rectiligne et un parcours curviligne. Nous allons maintenant décrire le parcours rectiligne.

Pour le parcours rectiligne, il a d'abord été demandé aux participants de se placer entre deux cônes qui marquaient le départ du parcours. Les participants ont ensuite été amenés à parcourir

20 mètres en ligne droite. Puis, les participants ont tourné autour d'un cône en sens antihoraire pour ensuite retourner au point de départ décrit dans la figure 3.4. Les participants ont reçu l'instruction d'effectuer l'aller-retour en 40 secondes. L'intervalle de temps visé par les expérimentateurs était de 40 ± 4 secondes. Les essais qui ne respectaient pas la consigne de temps ont quand même été conservés. Lorsque les participants avaient terminé le parcours, il leur était demandé de s'arrêter complètement.

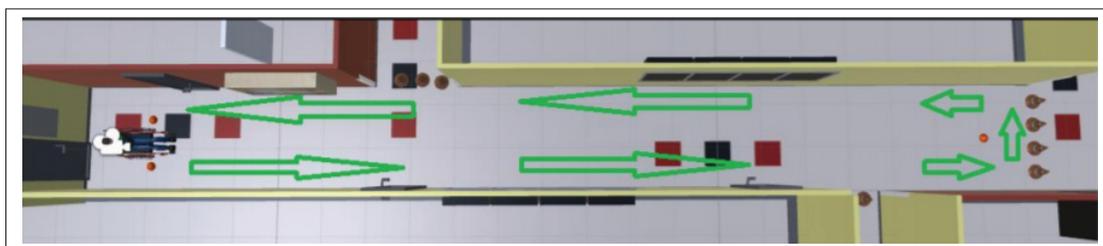


Figure 3.4 Parcours Rectiligne

3.2 Préparation des données

Le déroulement de la méthodologie de détermination du modèle est exprimé dans la figure 3.5. Nous commençons par extraire les données Xsens et SmartWheel, ensuite, nous avons choisi d'effectuer une première découpe des signaux selon la norme de la force pour permettre la mise en place de la synchronisation et le ré-échantillonnage des données des Xsens. Une fois le ré-échantillonnage effectué, il est nécessaire de normaliser les données cinétiques (F_x , F_y et M_z). Ensuite, la découpe des cycles de poussée est effectuée selon le signal de M_z . La suite consiste à identifier un modèle en prenant comme entrée l'accélération linéaire du poignet, la vitesse angulaire du poignet et l'accélération linéaire du fauteuil. Une fois le modèle établi, nous mettons en place la prédiction des phases de poussées de tous les sujets présentés puis nous dénormalisons les variables F_x , F_y , et M_z prédites. Une fois ces données obtenues nous les comparons aux valeurs mesurées avec la SmartWheel qui représente notre référence.



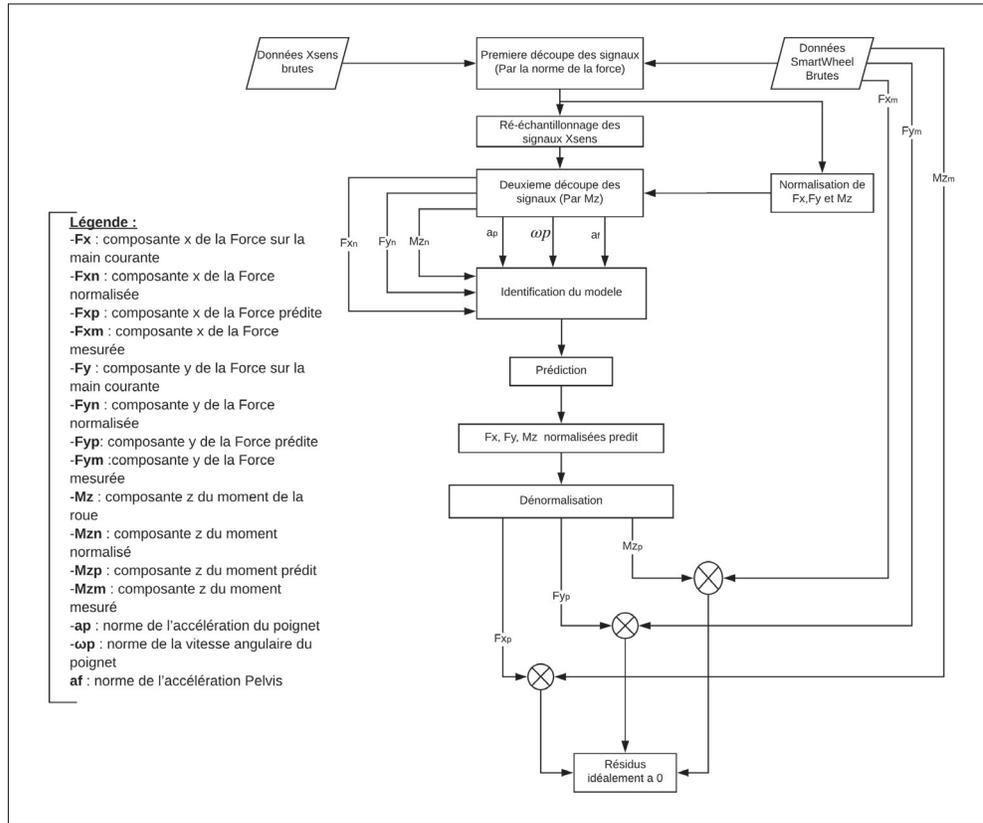


Figure 3.5 Diagramme de la modélisation

3.2.1 Données d'étude du modèle

L'accélération linéaire du poignet (a_p), la vitesse angulaire du poignet (ω_p) illustrés dans la figure 3.6, et l'accélération linéaire du fauteuil roulant (SM1) (a_f) ont été extraites des Xsens sur le logiciel MVNstudio. La Force selon l'axe vertical (F_y), la force selon l'axe antéro-postérieur (F_x), le moment propulseur (M_z) selon l'axe médio-latéral sont mesurés par les deux roues instrumentées SmartWheels.

L'extraction des données cinématiques se fait par des fichiers .MVNX édité en format XML et pour les données cinétiques extraites des SmartWheels nous avons choisi les données filtrées disponibles à partir d'un fichier .csv (accessible par le logiciel Excel). Pour l'obtention de ces données, nous avons utilisé les fonctions développées par le LIO (lioMT).

Pour la suite de la préparation des données, nous nous sommes concentrées sur les données de la SmartWheel. En effet, nous savons que les SmartWheels sont reconnues dans la littérature pour assez fiable pour la mesure de forces lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel (Asato *et al.*, 1993).

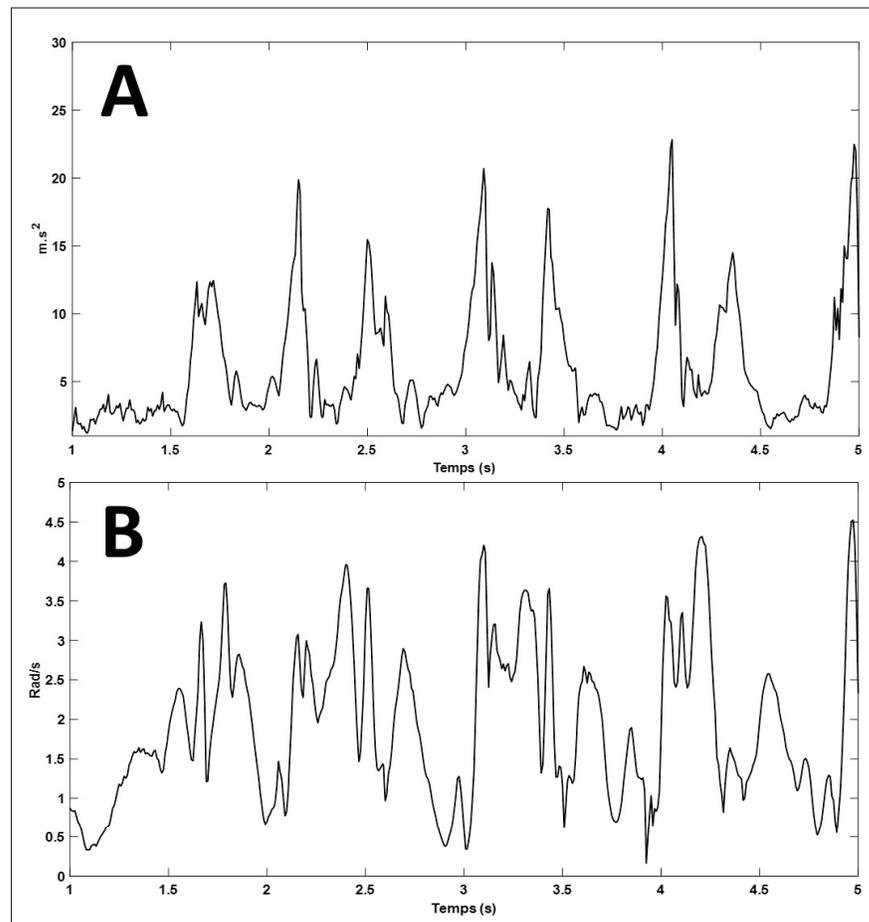


Figure 3.6 Exemple de la norme de $|a_p|$ (A) et $|\omega_p|$ (B)

3.2.2 Synchronisation des données SmartWheels et Xsens

La synchronisation fut effectuée par l'utilisation des structures de données (timeseries) éditées par Matlab. Il a été nécessaire d'effectuer cette synchronisation, car, comme on l'observe sur la figure 3.8, les temps des chocs sont différents. Ce délai s'explique par l'allumage en différé des dispositifs de mesure. On identifie le temps de coupure (t_{c1} et t_{c2}) aux chocs effectués

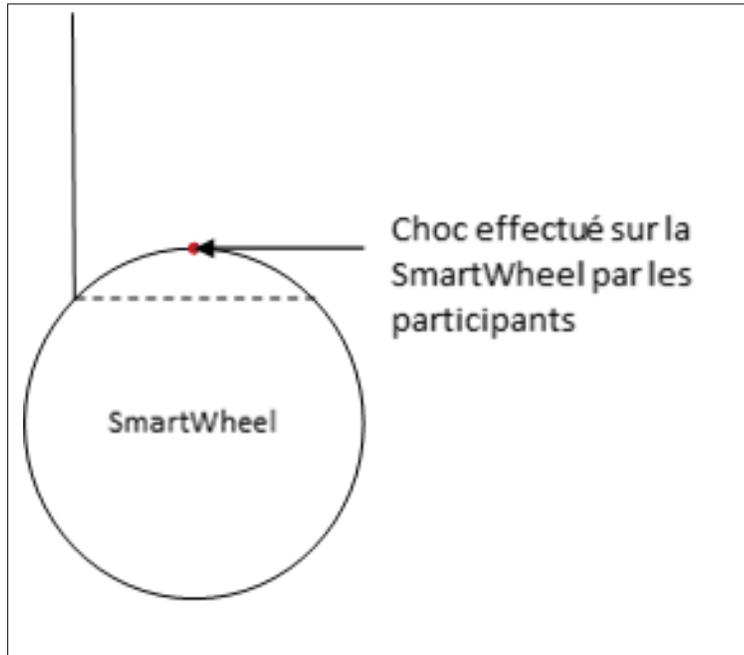


Figure 3.7 Schéma du choc effectué sur les SmartWheels

sur la main courante (illustrée dans les figures 3.7 et 3.8) par les participants au début et en fin d'acquisition. Ce temps (t_{c1} et t_{c2}) sont placés sur les signaux extraient de la SmartWheel gauche et droite et sur les signaux Xsens.

La figure 3.7 nous schématise grossièrement la localisation du choc sur les Smartwheels et la figure 3.8 nous montre dans la partie haute la norme de la force droite (équation 3.1) et dans la partie basse la norme de l'accélération du poignet (équation 3.2).

$$|F_D| = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (3.1)$$

De plus, comme indiqué sur la figure 3.8, nous pouvons facilement discerner les chocs effectués. C'est pour cela que nous avons décidé d'utiliser la norme de la force pour effectuer la première découpe des signaux. En effet, la norme de la force (expliquée par l'équation 3.1 avec

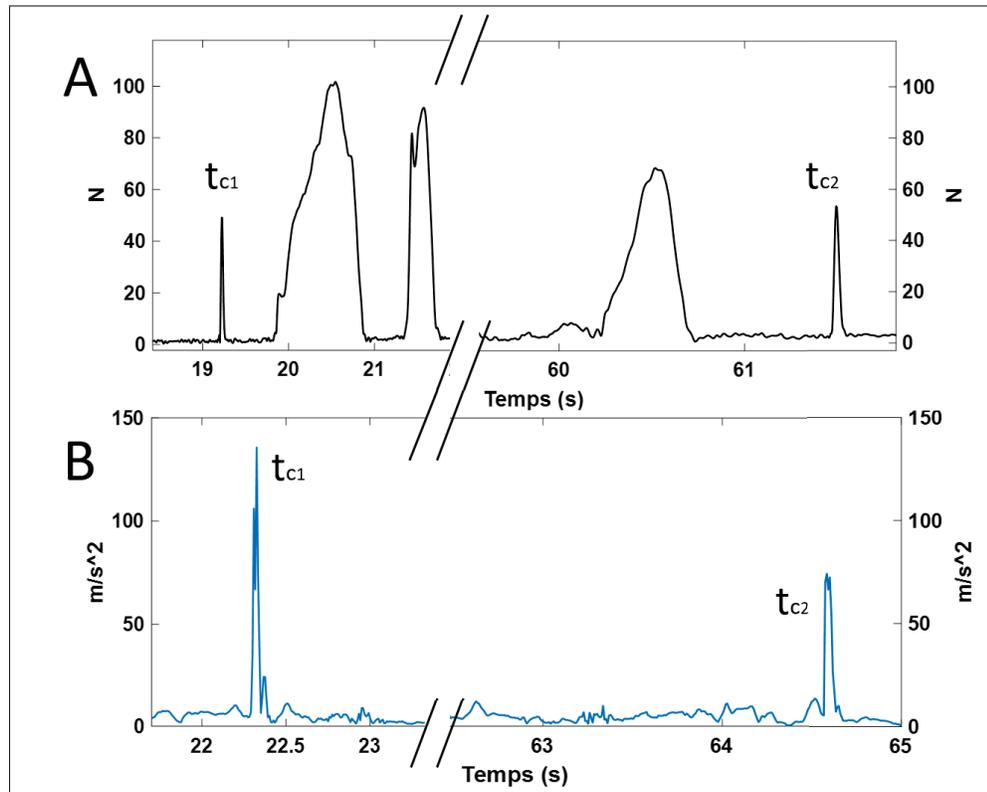


Figure 3.8 Figure des chocs effectués sur la SmartWheel.
 (A) : Norme de la Force de réaction sur la main courante en Newton.
 (B) : Norme de l'accélération linéaire du poignet en mètre par seconde au carré. (t_{c1}) : Temps du choc du début. (t_{c2}) : Temps du choc de fin

$|F_D|$ représentant la norme de la force sur la SW droite) est le signal qui nous montre le mieux les chocs effectués, dans le cas de la SmartWheel.

$$|a_D| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (3.2)$$

Pour le cas des Xsens, nous avons choisi d'effectuer la découpe selon la norme de l'accélération du poignet (explicité par l'équation 3.2 avec $|a_D|$ qui représente l'accélération du poignet droit) car comme montré dans la figure 3.8, les pics d'accélération nous permet de facilement discerner le choc sur les signaux. Une fois les chocs identifiés, il suffit de récupérer grâce aux temps de choc (t_{c1} et t_{c2}) explicités plus haut, ce qui est compris entre les deux, grâce à la

fonction `gettsbetweenevents()` de Matlab. Cette synchronisation a été appliquée sur tous les capteurs du membre supérieur et du tronc. Ce qui nous a permis d'obtenir une base de données cinématique lors de la propulsion en FRM.

Ensuite, il suffit de replacer les signaux à 0, et il ne reste plus qu'à ré-échantillonner.

3.2.3 Ré-échantillonnage des données extraites

Les données Xsens sont échantillonnées à 120 Hz et les signaux de la SmartWheel ont 240 Hz. On ré-échantillonne les signaux de Xsens pour obtenir la même fréquence d'échantillonnage entre les signaux. Le théorème de Nyquist-Shannon nous permet ce ré-échantillonnage par la fonction de ré-échantillonnage de Matlab tout en évitant le repliement des signaux.

3.2.4 Découpe des signaux

Nous avons décidé de récupérer les phases de poussée selon les moments mesurés de la SmartWheel. Pour cela, nous utilisons une méthode déjà décrite dans la littérature, que nous expliquerons dans la suite de cette section. Ensuite on réeffectue un ré-échantillonnage pour mettre en place des matrices du nombre de poussées x 250 échantillons (e.g si on a 50 poussées pour un participant, on va avoir une matrice contenant les 50 poussées décrite avec 250 échantillons). Une fois ces matrices déterminées pour les forces et moments, nous effectuons la découpe pour toutes les données d'entrées (respectivement, l'accélération du Pelvis, l'accélération du poignet, la vitesse angulaire du poignet) au même numéro d'échantillon déterminées par le moment M_z .

Pour la découpe des phases de poussées lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel nous avons choisis de mettre en place un seuil à 1 N.m (Hernandez *et al.*, 2018). Nous avons aussi effectué une analyse des phases de poussées et avec l'aide de la littérature nous avons choisi les phases de poussées n'excédant pas 0.35 seconde, et nous avons choisis de récupérer les 0.07 seconde avant le dépassement du seuil et 0.07 seconde après le deuxième passage par le seuil, ce qui correspond à 20 % du temps de phase de poussée.

3.3 Normalisation

Nous avons aussi remarqué lors de tests préliminaires, que les amplitudes de la force restent assez grandes par rapport aux données d'entrées (e.g accélération du poignet et vitesse angulaire du poignet plus particulièrement, illustré par la figure 3.9).

C'est pour cela qu'il fut nécessaire de devoir mettre en place une normalisation des forces et moments. Pour normaliser les forces et moments, nous avons décidé de normaliser selon le RMS (root mean square) de la force ou du moment.

Une fois ces opérations effectuées, les données sont prêtes à être utilisées pour l'identification du modèle.

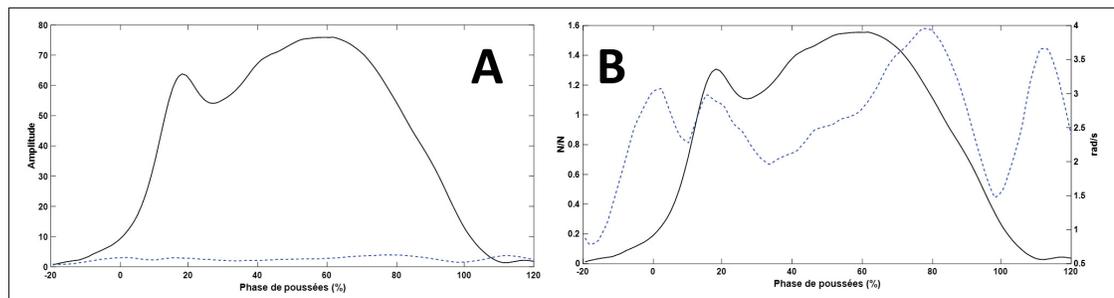


Figure 3.9 Figure représentant la différence entre F_y et ω_p . (A) : F_y (noir, en Newton) et ω_p (bleu, rad/s). (B) : F_y normalisée (noir) et ω_p (bleu ...)

3.4 Identification

Une identification de système ou une identification paramétrique est une technique qui permet de développer un modèle avec l'aide de mesures. Il existe plusieurs techniques d'identification. Pour identifier notre modèle nous utilisons le modèle Hammerstein-Wiener (HW) qui consiste à une fonction non linéaire d'entrée, une fonction non linéaire de sortie et une fonction de transfert linéaire qui décrit la dynamique du système.

Pour identifier un modèle via HW, nous avons deux possibilités, soit on utilise l'application d'identification de Matlab, soit nous pouvons identifier le modèle via l'utilisation d'un script.

Nous avons choisi d'effectuer une identification en utilisant un script Matlab avec des fonctions que nous avons développées. Nous avons fixé le nombre de phases de poussées utilisées pour l'identification à 15 poussées d'un même sujet, ensuite le reste des données sont utilisées pour la prédiction et la validation du modèle identifié.

3.4.1 Modèle Hammerstein-Wiener

Le modèle Hammerstein-Wiener fait partie de la famille des systèmes de bloc orienté non linéaire.

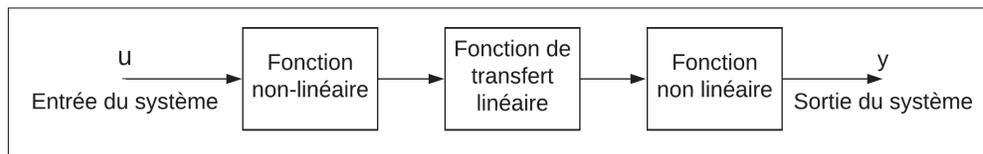


Figure 3.10 Schéma bloc du modèle Hammerstein-Wiener

En effet, on a une fonction non linéaire d'entrée et une fonction linéaire associée à chaque entrée et puisque nous établissons un modèle avec une seule sortie, nous avons seulement une seule fonction non linéaire de sortie (illustré dans la figure 3.10). L'utilisation de HW pour de l'identification de système nécessite de rentrer plusieurs paramètres lors de l'initialisation du modèle. On indique le nombre d'itérations désirées pour l'identification, et il est nécessaire de définir les fonctions non linéaires utilisées en entrée et en sortie et le nombre de pôles, zéros et le retard pour la fonction linéaire. Pour cela, on a plusieurs possibilités décrites dans la section suivante.

3.4.1.1 Fonctions non-linéaires

Pour les fonctions non linéaires, nous avons le choix entre plusieurs fonctions :

1. La fonction par parties qui correspond à une fonction par parties avec des segments linéaires.
2. La fonction Sigmoidale.
3. La fonction ondelette.
4. La fonction saturation.
5. La fonction zone morte.
6. Une fonction polynomiale.
7. Une fonction de gain unitaire.

Dans le cadre de notre projet, nous avons décidé de ne pas utiliser certaines fonctions, par exemple la fonction zone morte qui est une fonction décrivant la présence de zéros, or dans notre identification nous ne nous concentrons que sur la phase de poussée et lors de cette phase nous n'avons en aucun cas la présence d'une zone morte. Nous avons choisi de nous concentrer sur la fonction par partie, car ce sont les fonctions utilisées le plus souvent dans la littérature pour l'identification de système selon ce modèle (Mishra *et al.*, 2011).

Une fois les fonctions non linéaires choisies, il est nécessaire d'initialiser le nombre d'éléments non linéaires que nous souhaitons dans notre modèle. Dans le cas de la fonction par parties nous devons choisir le nombre de points de cassure (breakpoint) qui correspond aux valeurs entre chaque segment linéaire et par exemple pour la fonction sigmoïde, on choisit de nombre de node de la fonction ce qui correspond aux inflexions de la sigmoïde. De plus, pour chaque entrée, on a une fonction non linéaire associée et par contre nous avons qu'une seule fonction non linéaire de sortie.

3.4.1.2 Fonction linéaire

La fonction linéaire se caractérise par une fonction de transfert dans le domaine discret. Pour l'initialisation de la fonction linéaire, nous adressons au modèle le nombre de pôles, zéros et de retard (delay) que nous souhaitons dans notre système.

3.4.1.3 Identification du modèle

Nous allons maintenant détailler rapidement l'utilisation du script Matlab que nous avons développé. Pour décrire notre système, nous avons dû chercher les paramètres décrivant notre système. Pour cela, nous avons décidé de commencer par la description du bloc linéaire et sa fonction de transfert. La grande difficulté entre l'identification d'un modèle et l'utilisation de ce modèle pour prédire les moments et forces de réaction de contact est qu'une bonne identification n'est pas une condition nécessaire pour une bonne prédiction. Ceci s'explique par la robustesse d'un système, en effet, l'identification reste un bon indicateur de l'expression de la dynamique entre l'entrée et la sortie, mais cela ne signifie pas que si les entrées changent, la prédiction n'obtiendra pas de façon sûre une erreur faible. (System Identification Toolbox, user's Guide, Lennart Ljung) Nous avons donc décidé dans un premier temps de fixer les non-linéarités et d'identifier des modèles seulement en modifiant le nombre de pôles et de zéros. Nous avons donc décidé de mettre des fonctions par parties avec un nombre de point de casure fixé à 4. En effet, la majorité de la dynamique du système s'exprime selon sa fonction de transfert donc de son bloc linéaire.

Pour cela, nous avons décidé de faire varier le nombre de pôles et de zéros entre 1 et 6 pôles pour chaque entrée, de façon dépendante. Ce qui nous permet d'obtenir une base de données de modèle, de 21 modèles pour une entrée et 441 pour deux entrées et 9261 modèles pour 3 entrées.

Nous déterminons dans un premier temps trois types de modèles SISO (Single input Single Output) avec la norme de l'accélération du poignet ($\|a_p\|$), la norme de la vitesse angulaire ($\|\omega_p\|$) et l'accélération du fauteuil roulant (a_f). Ensuite, nous engendrons un modèle MISO

(Multiple Input Single Output) à deux entrées comprenant la norme de l'accélération du poignet ($\|a_p\|$) et la norme de la vitesse angulaire du poignet ($\|\omega_p\|$).

Pour finir, nous mettons en place un modèle MISO avec trois entrées -illustrés dans la figure 3.11 nous utilisons la norme de l'accélération du poignet, la norme de la vitesse angulaire du poignet, le patron normalisé de la variable que nous souhaitons prédire (F_x ou F_y ou M_z).

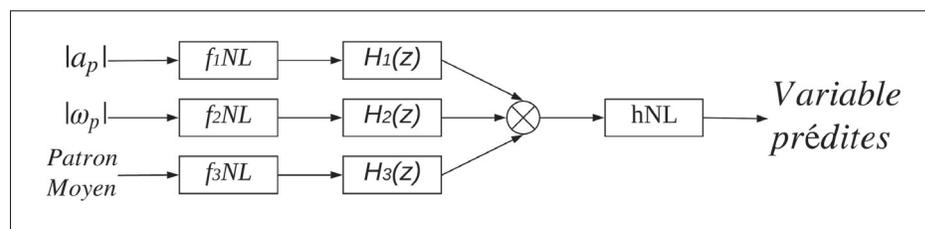


Figure 3.11 Schéma du modèle Hammerstein-Wiener MISO

Une fois les modèles identifiés, il nous reste à savoir s'ils sont suffisamment robustes pour permettre de prédire les autres phases de poussées d'un même sujet dans un premier temps puis des autres sujets. L'identification du modèle s'effectue seulement sur un sujet. Dans la suite de ce document, nous allons donc expliquer la méthode mise en place pour la prédiction, en particulier, sur laquelle nous nous sommes basés pour obtenir un modèle prédictif robuste.

3.4.1.4 Détermination des patron moyen

Les patrons moyens de chaque sujet sont déterminés en utilisant les 15 premières phases de poussées. La moyenne de ses phases de poussées est mise en place et elle forme le patron moyen. Le patron est composé de la moyenne de la variable à prédire en ordonnées et le pourcentage de poussées en abscisses. La figure 3.12 décrit les patrons moyens (M_z , F_x , F_y) d'un participant de tous les sujets pour les trois variables que nous souhaitons prédire.

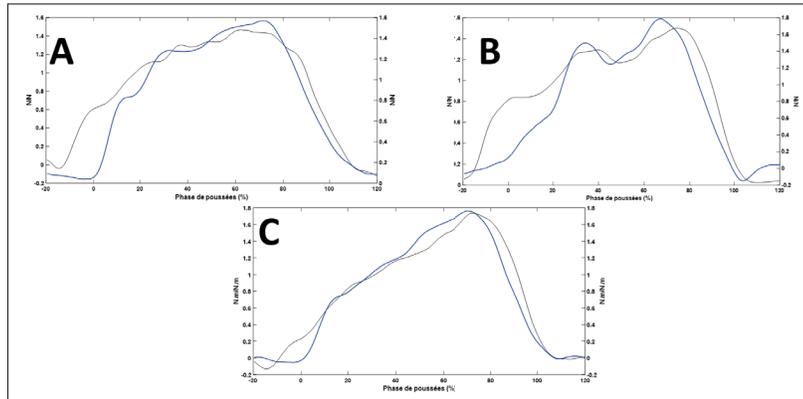


Figure 3.12 Exemple de patron normalisé d'un participant.
 patron droit (bleu), patron gauche (gris). A : Patron normalisé F_x , B : Patron normalisé F_y , C : Patron normalisé M_z

3.4.1.5 Détermination du nombre de cycle a prédire

Pour déterminer le nombre de cycles à prédire, nous avons supposé la distribution -des cycles- normale. Cela nous permet d'avancer que 70 % des cycles obtenus par la Smartwheel sont compris entre $-\sigma$ et $+\sigma$ (correspond à l'écart-type de la loi normale). De ce postulat, nous décidons de choisir le sujet ayant le moins de cycles prédits et nous choisissons 70 % de ses cycles en prenant les cycles les plus répétables. Le sujet choisi est le sujet 10 qui ne compte que 53 cycles prédits à droite et 47 cycles prédits à gauche. En appliquant les 70 %, nous trouvons donc 36 cycles à droite et 32 cycles à gauche. Nous choisissons donc les 36 et 32 cycles (droit et gauche, respectivement) les plus répétables de chaque sujet ce qui nous donne un total de 816 phases de poussée pour la phase de vérification et pour la phase de validation, nous avons 372 phases de poussée.

3.5 Prédiction

Une fois le modèle identifié, nous l'utilisons pour la prédiction en entrant des données d'entrées différentes de celles utilisées pour l'identification. De la même manière que lors de l'identification, nous utilisons les forces et moments normalisés pour la prédiction. Pour cela, nous utilisons la fonction Matlab `sim()` qui nous permet de simuler le modèle identifié avec les en-

trées adressées au modèle. Une fois le modèle simulé, nous observons l'erreur entre les phases de poussée mesurées et les phases de poussées estimées.

Pour comparer la prédiction à la mesure nous avons choisis deux types d'erreurs : l'erreur RMS (Root Mean Square) -défini par l'équation (3.5)- et le MAE (Mean Absolute Error, décrit par l'équation (3.4)) par cycle (erreur globale à chaque poussée prédite) et l'erreur RMS du pic de force (équation (3.5)), avec e_i correspondant à l'erreur calculée par la différence entre la prédiction \tilde{y}_i et y_i la mesure. N représente le nombre d'échantillons, ici 250 par phase de poussée.

Une fois toutes les erreurs collectées, nous calculons la moyenne des erreurs de prédiction sur chaque participant et l'écart-type pour chaque modèle identifié. Ensuite, nous classons les modèles par la moyenne de ces erreurs. Et nous choisissons le modèle ayant la moyenne d'erreur RMS de cycle et la moyenne d'erreur RMS du pic de force la plus faible.

Ensuite, nous obtenons le modèle qui paraît le plus robuste.

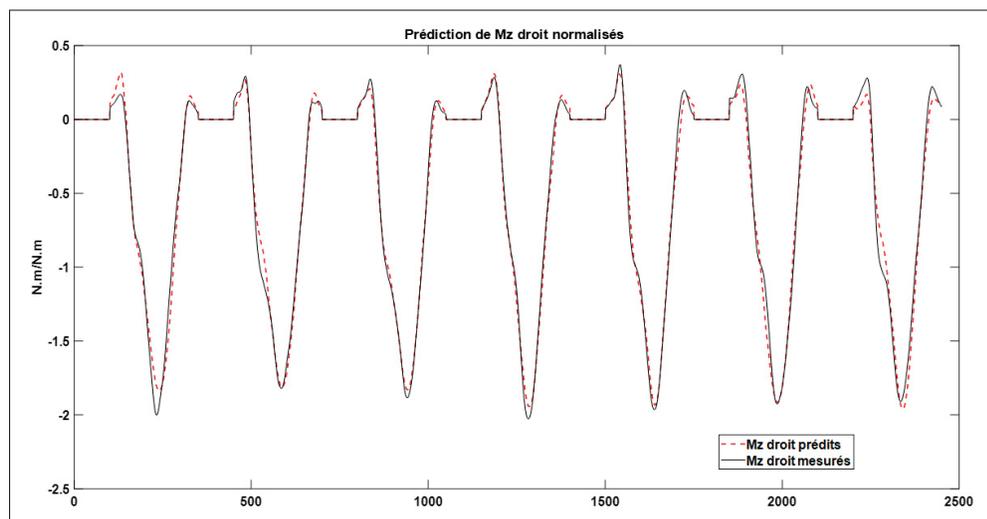


Figure 3.13 Exemple d'une prédiction de M_z comparé à sa mesure

Un exemple du moment prédit comparé au moment mesuré est décrit dans la figure 3.13

Ceci étant effectué, nous cherchons à dénormaliser les forces et moments en cherchant un modèle prenant en entrée la valeur RMS de l'accélération du poignet, la valeur RMS de la vitesse angulaire du poignet, puis si nécessaire, la valeur RMS du patron normalisé. Nous ne souhaitons pas réutiliser le RMS du moment ou de la force, car dans notre projet, il est nécessaire d'obtenir un modèle indépendant des mesures des forces, nous avons donc supposé qu'il existe un modèle qui permettrait de relier les valeurs RMS du moment où des forces avec les données cinématiques du sujet.

$$e_i = y_i - \tilde{y}_i \quad (3.3)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |e_j| \quad (3.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (e_j^2)} \quad (3.5)$$

3.6 Dénormalisation

Pour la dénormalisation nous avons choisi d'utiliser les valeurs RMS de la mesure. Dans un premier temps, nous avons souhaité utiliser le RMS de $|a_p|$, $|\omega_p|$ et $|a_f|$, mais cela ne nous a pas donné de résultats concluants.

3.7 Choix du modèle optimal de M_z

Pour choisir le modèle de M_z , une fois le classement des modèles selon l'erreur RMS du cycle et l'erreur du pic de M_z (illustré dans la figure 3.14), nous déterminons le modèle en observant le classement des modèles dont les erreurs sur le cycle sont comprises entre 1.5 N.m et 2.0 N.m mais dans le classement des modèles selon l'erreur de pic, les modèles sélectionnés sont

ceux qui ont une différence de classement de maximum 50 ce qui correspond 0,5% du total de modèle identifié et qui correspond à 2,2 % du nombre de modèle dont l'erreur du cycle est comprise entre 1.5 N.m à 2.0 N.m.

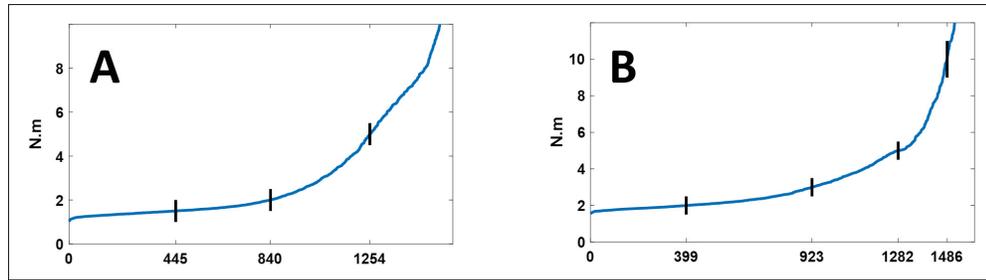


Figure 3.14 Illustration de la détermination du modèle M_z .
A : modèle selon son erreur sur le pic maximum. B : Modèle selon l'erreur RMS sur le cycle

Nous obtenons 111 modèles qui correspondent aux exigences citées plus haut. Pour le choix de M_z , nous choisissons le modèle qui contient la différence la plus faible, nous obtenons donc un modèle pour M_z comprenant [5 6 5] pôles et [3 6 3] zéros (i.e [$|a_p|$ $|\omega_p|$ patron moyen M_z]). On obtient donc les trois fonctions de transfert, l'équation 3.6 pour $|a_p|$, l'équation 3.7 pour $|\omega_p|$, l'équation 3.8 pour le patron patron moyen M_z .

$$H_1(z) = \frac{-0.60(1 - 0.86z^{-1})(1 - 0.81z^{-1})}{(1 + 0.83z^{-1})(1 + 0.22z^{-1})(1 - 0.09z^{-1})(1 - 1.97z^{-1} + 0.97z^{-2})} \quad (3.6)$$

$$H_2(z) = \frac{0.11(1 - 0.98z^{-1})(1 - 1.99z^{-1} + 0.99z^{-2})(1 - 1.83z^{-1} + 0.85z^{-2})}{(1 - 0.33z^{-1})(1 - 0.15z^{-1})(1 - 1.96z^{-1} + 0.98z^{-2})(1 - 1.99z^{-1} + z^{-2})} \quad (3.7)$$

$$H_3(z) = \frac{-0.50037(1 - 1.99z^{-1} + 1.00z^{-2})}{(1 - 0.36z^{-1})(1 - 1.99z^{-1} + 0.99z^{-2})(1 + 0.54z^{-2} + 0.63z^{-2})} \quad (3.8)$$

3.8 Choix du modèle pour F_x et F_y

Il s'avère que le temps de détermination pour 9261 d'itérations de l'algorithme prend 18,0 jours donc ce qui revient à 167,64s par identification de l'algorithme sur l'ordinateur ayant une configuration matérielle : Processeur Xeon CPU E3-1285 v6, 4.10GHz, 32,0 Go de RAM.

Sachant que le temps de calcul est long, nous avons décidé d'effectuer une simplification pour réduire le temps de calcul pour nous permettre d'obtenir des résultats pour F_x et F_y .

3.8.1 Simplification pour obtenir un modèle pour F_x et F_y

Nous avons choisi d'opter d'identifier seulement 111 modèles pour F_x et F_y .

Pour choisir les paramètres des modèles, nous avons choisi d'utiliser les paramètres des 111 modèles qui correspondent au modèle remplissant les critères cités dans la section précédente. Nous avons supposé que la prédiction de M_z était suffisamment reliée à la prédiction de F_x et F_y et donc nous permettrai d'obtenir des modèles suffisamment robustes pour F_x et F_y .

Après l'identification et la vérification du modèle effectué, nous avons appliqué la même méthodologie de choix du modèle que M_z .

Les équations de transfert de F_x et F_y sont présentées en annexe par A II-1, A II-2 et A II-3 pour F_x et A II-4, A II-5 et A II-6 pour F_y .

3.9 Validation de la méthodologie sur plusieurs sujet

Pour la validation de nos modèles, nous allons utiliser les données utilisées dans la phase 1 pour valider nos résultats sur la phase 3 des acquisitions. (i.e 372 phases de poussée). Pour valider le modèle décrit, nous allons utiliser les données rectilignes de la Phase 3. Les tableaux en annexe contiennent les prédictions de la phase trois, mais nous n'avons pas souhaité les présenter par soucis de clarté.

3.10 Étude statistique

Pour notre étude statistique, nous avons choisi d'utiliser la méthode de Bland-Altman. Cette méthode nous permettra de déterminer si une différence significative existe entre la méthode de mesure utilisée par la SmartWheel où notre méthode de prédiction des forces de réaction à la main courante et le moment propulseur du FRM.

La méthode de Bland Altman permet une représentation directe de nos données et il permet une identification des biais. En effet, on représente sur l'axe vertical la différence des paires (i.e entre la valeur mesurée et la valeur prédite) et sur l'axe horizontal, la moyenne des paires.

La limite de cette représentation est la possibilité de mauvaise interprétation lorsque les entrées des axes (en particulier l'axe vertical, correspondant à la différence des paires et non à la méthode comparé) ne sont pas les bonnes.

Dans certains jeux de données, l'utilisation correcte de Bland Altman (Différence en fonction de la moyenne) a donné une corrélation significative positive (entre la différence et la moyenne), et l'utilisation incorrecte a donné une corrélation négative significative (entre la différence et la méthode de référence). Dans ce cas, l'obtention de deux résultats significativement opposés montre bien qu'une représentation incorrecte peut donner une erreur d'interprétation (Martin Bland & Altman, 1986).

3.11 Modélisation du mouvement

L'état de l'art de la propulsion en fauteuil roulant est pauvre dans la description du mouvement du poignet lors de la phase de poussée.

Nous avons cherché à modéliser ces mouvements, pour cela nous avons choisi d'effectuer une modélisation statistique selon la moyenne (μ) et l'écart type (σ) des normes des variables cinématiques du poignet, en particulier l'accélération linéaire du poignet (a_p) et la vitesse angulaire du poignet (ω_p). Pour déterminer la phase de poussée, nous avons décidé d'utiliser le moment propulsif (M_z) qui fut longuement discuté dans la littérature. Ensuite, nous nous focaliserons

sur les cycles de poussées utilisés pour la prédiction tels que décrits précédemment. Par la suite, nous déterminons le coefficient de variation de chaque participant.

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu} \times 100 \quad (3.9)$$

Le coefficient de variation présenté s'exprime en pourcentage (%).

La figure 3.15 représente un exemple de la moyenne de la norme de l'accélération du poignet et la moyenne de la norme de la vitesse angulaire du poignet et leurs écarts-types lors d'une phase de poussée allant de -20 % à 120 %. Les coefficients de variation sont exprimés en annexe dans le tableau III-1.

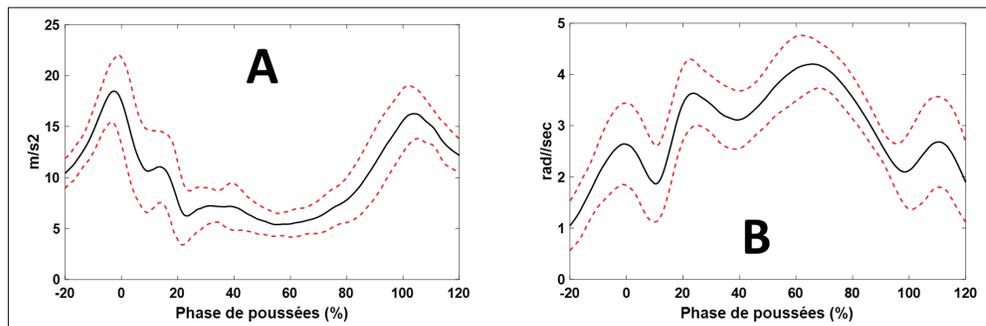


Figure 3.15 Exemple du patron cinématique du poignet d'un participant. A : Norme de l'accélération du poignet
B : Norme de la vitesse angulaire du poignet

CHAPITRE 4

RÉSULTATS

Ce chapitre présente les différents résultats obtenus suite à l'application de la méthodologie décrite précédemment.

Les tableaux de résultats détaillés sont présent dans les Annexes, avec comme références I-1, I-6, I-11 présentent la moyenne des erreurs RMS et MAE des cycles normalisées (en N.m/N.m ou en N/N) du participant et entre parenthèses, l'écart-type de l'erreur de prédiction. Les tableaux I-3, I-9, I-14 expriment les erreurs RMS et MAE dénormalisées (en N.m ou en N) avec la valeur RMS des cycles mesurée (Valeur de normalisation).

La première colonne indique le numéro du participant à l'étude, la deuxième et troisième colonne correspondent l'erreur RMS (exprimé par l'équation 3.5) pour la roue droite et la gauche, respectivement. La quatrième et la cinquième représentent l'erreur MAE (exprimé par l'équation 3.4) mesurée par la Smartwheel.

Les tableaux I-2, I-8, I-13 et I-5, I-10, I-15 représentent la moyenne des erreurs entre le pic maximum mesurée et le pic maximum prédite.

La première colonne représente le numéro du participant à l'étude, la deuxième et troisième colonne correspondent à l'erreur entre le pic prédite et le pic mesuré (3.3), pour la roue droite et gauche. La quatrième et cinquième colonne représente la différence entre les pics mesurés et prédits exprimés en pourcentage.

Les tableaux I-4, I-7, I-12 montrent les moyennes des pics maximum par participant, mesurées par la Smartwheel, mais aussi les pics maximum prédites.

La première colonne représente le numéro du participant à l'étude, la deuxième et troisième colonne correspondent à la moyenne du pic maximum mesuré, pour la roue droite et gauche.

La quatrième et cinquième colonne représente la moyenne de pic maximum prédit pour la roue droite et gauche.

La représentation de Bland-Altman, observable dans le tableau 4.2 est représenté pour la roue droite et gauche.

4.1 Phase de vérification

Les résultats de la phase de vérification sont les résultats obtenus sur 816 cycles de la phase 1 sans les 15 cycles d'identification.

4.1.1 Prédiction de Mz

Cette section contient les résultats de la variable Mz qui correspond au moment propulseur des roues du FRM.

Le tableau 4.1 nous exprime l'erreur moyenne RMS et MAE du cycle normalisé et dénormalisé, ensuite le tableau 4.2 nous présente l'erreur sur le pic (en appliquant une simple différence entre le pic maximum de la mesure de la SmartWheel et le pic maximum prédite 3.3), mais il est aussi présenté son pourcentage sur la valeur mesurée.

4.1.1.1 Prédiction sur le cycle de poussée

Tableau 4.1 Tableau récapitulatif des résultats de prédiction du moment médiolatéral (Mz) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en fauteuil roulant manuel

Erreur moyenne RMS du cycle en N.m/N.m		Erreur moyenne MAE du cycle en N.m/N.m		Erreur moyenne RMS du cycle en N.m		Erreur moyenne MAE du cycle en N.m	
Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche
0.2 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	1.4 (0.5)	1.5 (0.7)	1.1 (0.4)	1.2 (0.6)

Le tableau 4.1 nous permet de constater que la prédiction entre la roue droite et la roue gauche est similaire, que ce soit pour les valeurs normalisées ou les valeurs dénormalisées. Le tableau

I-1 et I-3 nous décrit les résultats détaillés par participant et nous observons que l'erreur RMS du participant S008 est de 0.9 N.m sur la roue droite et de 1.6 N.m sur la roue gauche. Le participant ayant l'erreur la plus faible étant le participant S005 pour la roue droite, S002 et S003 pour la roue gauche, avec une erreur de 0.8 N.m. La prédiction était plus sensible pour S013 avec 2.5 N.m et 3.1 N.m d'erreur RMS pour le côté droit et gauche, respectivement.

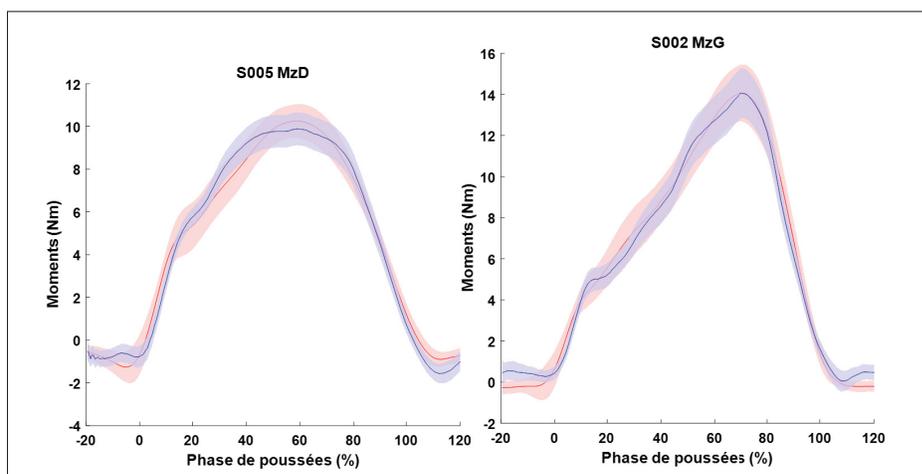


Figure 4.1 Figure représentant la moyenne (courbe) et l'écart-type (surface) de la mesure (en rouge) et de la prédiction (en bleu) pour le côté droit et gauche

La figure 4.1 nous indique la mesure et la prédiction du participant S005 pour le côté droit et le S002 pour le côté gauche. On observe une légère oscillation du côté droit avant le début de cycle (entre -20 % et 0 % du cycle de poussée), ensuite la prédiction a tendance à surestimer le moment entre 20 % et 50 % et à 70 % à 85 % du cycle de poussée, puis de 50 % à 70 % et de 85 % à 120 %, la prédiction sous-estime le moment. Pour le côté gauche, le moment est sous-estimé entre 0 % et 10 % et entre 17 % et 45 % du cycle de poussée et le moment est surestimé entre les -20 % et 0 % et entre 100 % et 120 %.

La comparaison des pics maximums des moments présentés ci-dessus nous montre que sur la roue droite, le pic maximum est sous-estimé alors que du côté gauche, il est proche de la valeur mesurée.

4.1.1.2 Prédiction du pic maximum lors de la phase de poussée

Tableau 4.2 Tableau récapitulatif des résultats de prédiction du moment médiolatéral (Mz) normalisé et dénormalisé lors de la phase de poussée en fauteuil roulant manuel

pic moyen mesuré en N.m		pic moyen prédit en N.m		Moyenne de différence de pic en %	
Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche
12.2 (3.8)	13.5 (4.1)	12.5 (4.1)	13.7 (4.4)	7.9 (5.0)	7.9 (4.1)

Le tableau 4.2 nous montre une prédiction très similaire entre la roue gauche et la roue droite, nous avons une différence entre les pics de 7.9 % pour les deux côtés (pour les valeurs normalisées et dénormalisées). Les tableaux I-4, I-2 et I-5 et nous montrent les résultats détaillés par participant. Pour ce qui est des moyennes des pics maximum, on a le S010 qui contient la valeur la plus haute de moyenne de pic maximum mesuré avec 19.7 N.m et 20.0 pour le coté droit et le coté gauche, respectivement. Pour ce qui est des valeurs de pic les plus faibles, le S009 obtient une moyenne de 8.3 pour la droite et 8.4 pour la gauche. Pour la différence entre la mesure et la prédiction, on observe que le sujet ayant la différence la plus faible est de 5.0 % d'erreur pour la droite, et 3.7 % pour la gauche pour les participants S003 et S002. Le participant S013 contient la plus grande différence entre les pics maximums avec 23.9 % et 18.5 % pour la droite et la gauche, respectivement.

4.1.1.3 Bland-Altman de la moyenne des pics maximum pour le coté droit et gauche

La figure 4.2 nous montre les graphiques Bland Altman pour la moyenne des pics maximums à gauche et à droite.

On observe que toutes les moyennes des pics maximums des participants sont présentes dans l'intervalle compris entre (+ 1.96SD et -1.96SD) hormis un participant pour le coté gauche et le coté droit au-dessus d'une moyenne de plus 20 N.m et une différence d'environ 2 N.m. On observe un biais de mesure qui est de 0.31 ($p > 0.1$, donc le biais n'est pas dû au hasard) pour le coté gauche nous avons un biais de 0.15 ($p > 0.1$).

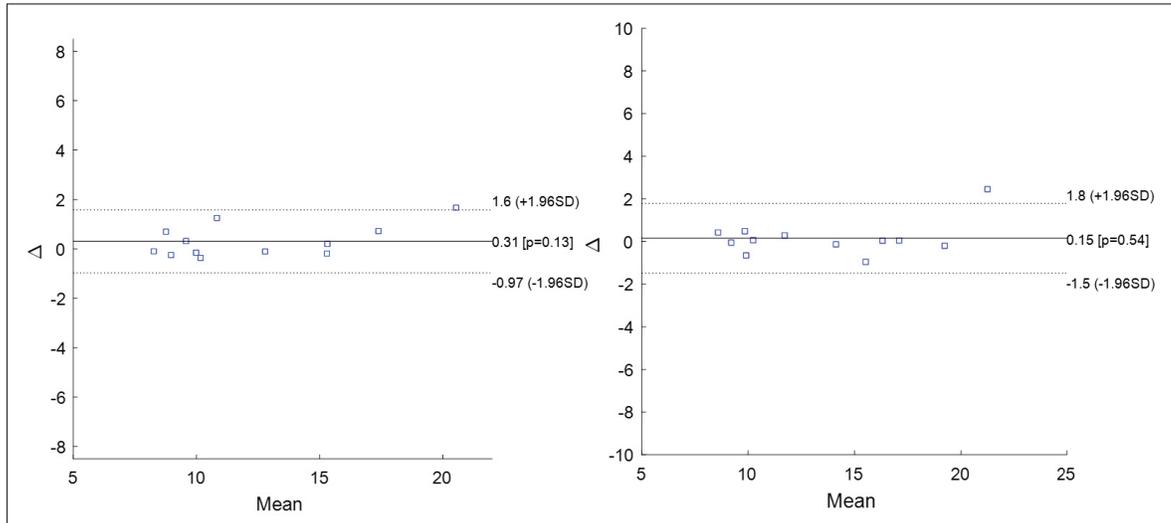


Figure 4.2 Figure du BlandAltman pour la moyenne des pics droite (figure de gauche) et la moyenne des pics gauche (figure de droite)

4.1.2 Prédiction de Fx

Cette section contient les résultats de la variable Fx qui correspond à la composante antéro-postérieure de la force de réaction sur la main courante du FRM.

Le tableau 4.3 nous exprime l'erreur moyenne RMS et MAE du cycle normalisé et dénormalisé, ensuite le tableau 4.4 nous présente l'erreur sur le pic (en appliquant une simple différence entre le pic maximum de la mesure de la SmartWheel et le pic maximum prédit 3.3), mais il est aussi présenté son pourcentage sur la valeur mesurée.

4.1.2.1 Prédiction sur le cycle de poussée

Tableau 4.3 Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force antéro-postérieure (Fx) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM

Erreur moyenne RMS du cycle en N/N		Erreur moyenne MAE du cycle en N/N		Erreur moyenne RMS du cycle en N		Erreur moyenne MAE du cycle en N	
Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche
0.5 (0.3)	0.4 (0.3)	0.4 (0.2)	0.3 (0.2)	5.8 (1.5)	7.2 (5.2)	4.5 (1.1)	5.7 (4.3)

Le tableau 4.3 nous permet de constater que la prédiction entre la roue droite et la roue gauche est de 5.8 N et 7.2 N, respectivement. Les tableaux I-6 et I-9 nous décrivent les résultats détaillés par participant et nous observons que l'erreur RMS du participant S008 est de 3.7 N sur la roue droite et de 6.3 N.m, le participant ayant l'erreur la plus faible étant le participant S008 et S007 pour la roue droite, S003 et S004 pour la roue gauche, avec une erreur de 3.7 N et 3.8 N, respectivement. La prédiction était plus sensible pour S013 avec 8.4 N et 23.0 N d'erreur RMS pour le côté droit et gauche, respectivement.

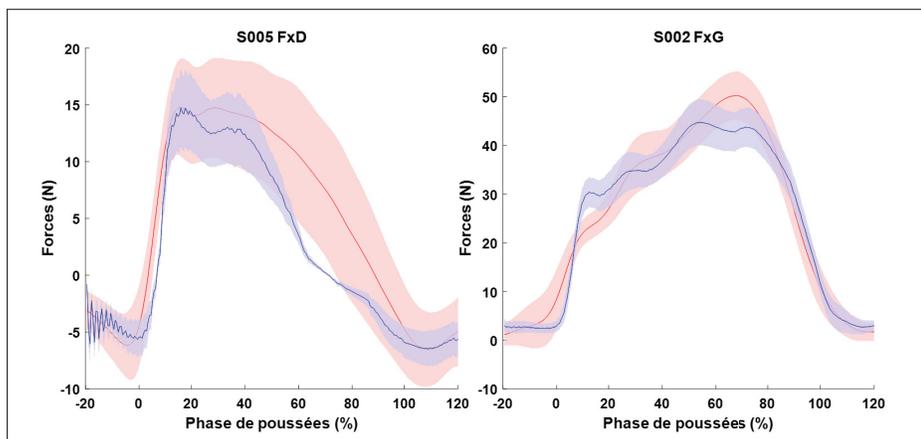


Figure 4.3 Figure représentant la moyenne (courbe) et l'écart-type (surface) de la mesure (en rouge) et de la prédiction (en bleu) pour le coté droit et gauche

La figure 4.3 nous indique la mesure et la prédiction du participant S005 pour le côté droit et le S002 pour le côté gauche. On observe une oscillation du coté droit avant le début de cycle (entre -20 % et 0 % du cycle de poussée), ensuite la prédiction a tendance à sous-estimer la force entre 0 % et 15 % et à 25 % à 100 % du cycle de poussée. Pour le coté gauche, la force est sous-estimée entre -5 % et 15 % et entre 60 % et 80 % du cycle de poussée et la force est surestimé entre 15 % et 30 % du cycle de poussée.

La comparaison des pics maximums des forces présentés ci-dessus nous montre que sur la roue droite et la roue gauche, le pic maximum est sous-estimé.

4.1.2.2 Prédiction du pic maximum lors de la phase de poussée

Tableau 4.4 Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force antéro-postérieure (Fx) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM

Pic moyenne mesurée en N		Pic moyenne prédite en N		Moyenne de différence de pic en %	
Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche
29.2 (16.7)	31.4 (21.3)	31.4 (21.3)	29.0 (19.7)	28.1 (26.8)	58.2 (86.3)

Le tableau 4.4 nous montre une prédiction très similaire entre la roue gauche et la roue droite, nous avons une différence entre les pics de 28.1 % pour la droite et 58.2% pour la gauche (pour les valeurs normalisées et dénormalisées).

Les tableaux I-7, I-8 et I-10 et nous montrent les résultats détaillés par participant. Pour ce qui est des moyennes des pics maximum, on a le S006 qui contient la valeur la plus haute de moyenne du pic maximum mesuré avec 62.0 N, pour le côté droit et le côté gauche le participant S013 obtient une moyenne de 58.5 N. Pour ce qui est des valeurs de pic les plus faibles, le S003 obtient une moyenne de 8.3 N pour la droite et pour la gauche on a le participant S012 qui obtient une moyenne de 3.0 N. Pour la différence entre la mesure et la prédiction, on observe que le participant S008 obtient la différence la plus faible avec 9.4 % d'erreur pour la droite, et 6.0 % pour la gauche pour les participants S005. Le participant S003 contient la plus grande différence entre les pics maximums avec 108.3 % et pour la droite et pour la gauche le participant S007 contient la plus grande différence avec 297.5 %.

4.1.2.3 Bland-Altman de la moyenne des pics maximum pour le coté droit et gauche

la figure 4.4 nous montre les graphique Bland Altman pour la moyenne des pics maximaux à gauche et a droite.

On observe que toutes les moyennes des pics maximaux des participants sont présentes dans l'intervalle compris entre 2.4 et -6.7 N (+ 1.96SD et -1.96SD) pour le côté droit. Pour le côté

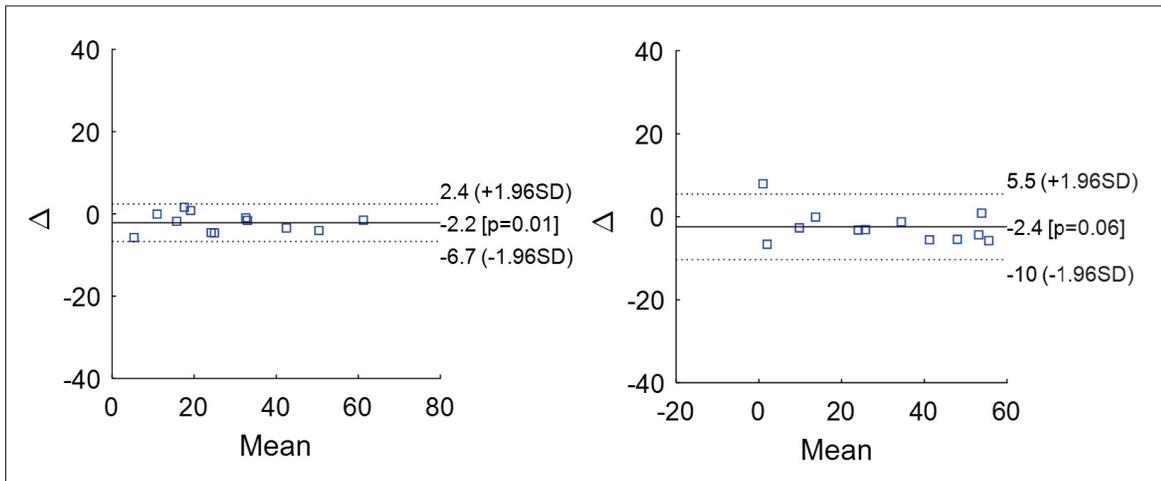


Figure 4.4 Figure du Bland-Altman pour la moyenne des pics droite (figure de gauche) et la moyenne des pics gauche (figure de droite)

gauche, on a qu'un seul participant en dehors de la limite d'acceptation qui est de 5.5 à -10 N (+ 1.96SD et -1.96SD) qui a une moyenne proche de 0 N et une différence d'environ 8 N. On observe du coté droit un biais de mesure qui est de -2.2 ($p > 0.01$, donc le biais n'est pas un biais de mesure) pour le coté gauche nous avons un biais de -2.4 ($p > 0.06$, on ne peut écarter l'hypothèse que notre biais de mesure n'est pas du a un évènement aléatoire).

4.1.3 Prédiction de F_y

Cette section contient les résultats de la variable F_y qui correspond à la composante verticale de la force de réaction sur la main courante du FRM.

Le tableau 4.5 nous exprime l'erreur moyenne RMS et MAE du cycle normalisé et dénormalisé, ensuite le tableau 4.6 nous présente l'erreur sur le pic (en appliquant une simple différence entre le pic maximum de la mesure de la SmartWheel et le pic maximum prédit 3.3), mais il est aussi présenté son pourcentage sur la valeur mesurée.

Tableau 4.5 Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force verticale (F_y) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM

Erreur moyenne RMS du cycle en N/N		Erreur moyenne MAE du cycle en N/N		Erreur moyenne RMS du cycle en N		Erreur moyenne MAE du cycle en N	
Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche
0.4 (0.4)	0.4 (0.3)	0.3 (0.3)	0.3 (0.3)	11.4 (7.2)	11.8 (7.8)	9.0 (5.4)	9.3 (6.1)

4.1.3.1 Prédiction sur le cycle de poussée

Le tableau 4.5 nous permet de constater que la prédiction entre la roue droite et la roue gauche est de 11.4 N et 11.8 N, respectivement. Le tableau I-11 et I-14 nous décrit les résultats détaillés par participant et nous observons que l'erreur RMS du participant S008 est de 5.6 N sur la roue droite et de 7.9 N et le participant ayant l'erreur la plus faible étant le participant S008 et S009 pour la roue droite, S009 et S002 pour la roue gauche, avec une erreur de 5.6 N, 7.2 et 6.6 N, 6.8 N, respectivement. La prédiction était plus sensible pour S013 avec 33.1 N et 35.1 N d'erreur RMS pour le côté droit et gauche, respectivement.

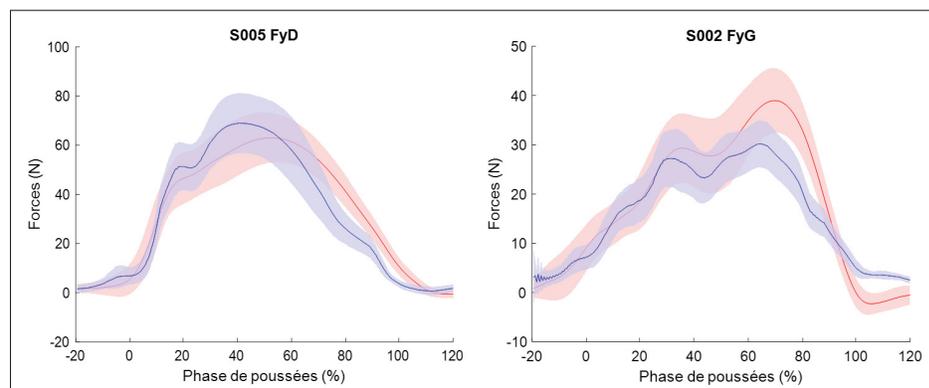


Figure 4.5 Figure représentant la moyenne (courbe) et l'écart-type (surface) de la mesure (en rouge) et de la prédiction (en bleu) pour le coté droit et gauche

La figure 4.5 nous indique la mesure et la prédiction du participant S005 pour le côté droit et le S002 pour le côté gauche. On observe une surestimation du côté droit avant le début de cycle (entre -5 % et 0 % du cycle de poussée), ensuite la prédiction a tendance à surestimer la

force entre 17 % et 55 % et entre 110 % et 120 % du cycle de poussée. Ensuite, la prédiction a tendance à sous-estimer entre 60 % et 110 %.

Pour le côté gauche, on observe une oscillation entre -20 % et -5 %, la force est sous-estimée entre 35 % et 95 % et entre 95 % et 120 % du cycle de poussée la force est surestimée.

La comparaison des pics maximum des forces présentés ci-dessus nous montre que sur la roue droite le pic est surestimé et sur la roue gauche, le pic maximum est sous-estimé.

4.1.3.2 Prédiction du pic maximum lors de la phase de poussée

Tableau 4.6 Tableau récapitulatif des résultats de prédiction de la force verticale (F_y) normalisée et dénormalisée lors de la phase de poussée en FRM

pic moyen mesuré en N		pic moyen prédit en N		Moyenne de différence de pic en %	
Droite	Gauche	Droite	Gauche	Droite	Gauche
56.7 (19.6)	56.6 (20.7)	58.7 (22.0)	56.9 (21.5)	24.5 (18.0)	28.4 (22.5)

Le tableau 4.6 nous montre une prédiction de 58.7 (contre 56.7 pour la mesure) pour la roue droite et pour la roue gauche, nous avons une prédiction de 56.9 (contre 56.6 pour la mesure). Nous avons une différence entre les pics de 24.5 % pour la droite et 28.4 % pour la gauche (pour les valeurs normalisées et dénormalisées).

Les tableaux I-12, I-13 et I-15 et nous montrent les résultats détaillés par participant. Pour ce qui est des moyennes des pics maximum, on a le S011 qui contient la valeur la plus haute de moyenne de pic maximum mesuré avec 103.3 N et 111.9 N pour le côté droit et le côté gauche, respectivement. Pour ce qui est des valeurs de pics les plus faibles, le S013 obtient une moyenne de 38.0 N pour la droite et pour la gauche on a le participant S009 qui obtient une moyenne de 36.2 N. Pour la différence entre la mesure et la prédiction, on observe que le participant S008 obtient la différence la plus faible avec 10.6 % d'erreur pour la droite, et 9.6 % pour la gauche pour les participants S005. Le participant S013 contient la plus grande

différence entre les pics maximums avec 77.0 % et 95.9 % pour la droite et pour la gauche, respectivement.

4.1.3.3 Bland-Altman de la moyenne des pics maximum pour le coté droit et gauche

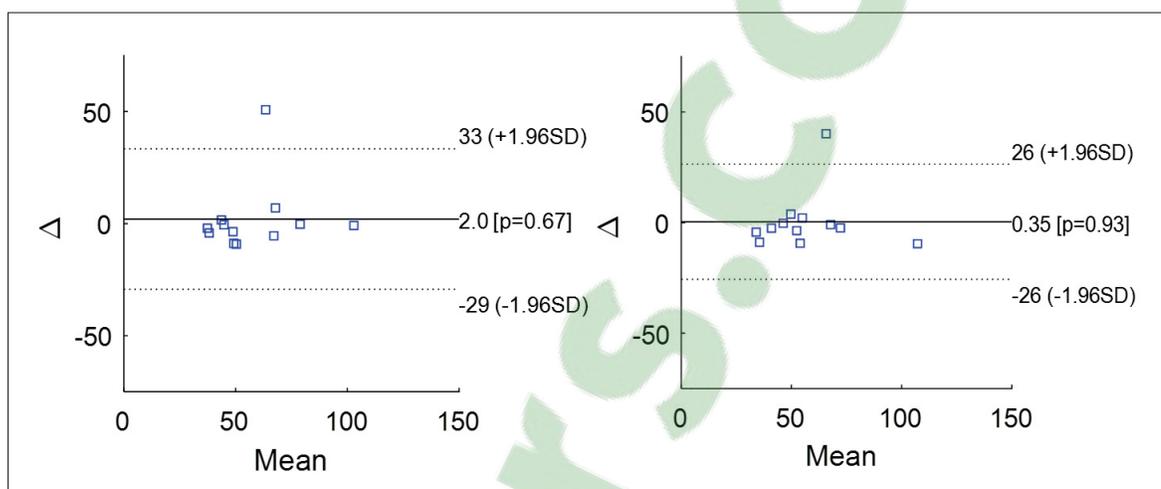


Figure 4.6 Figure du Bland-Altman pour la moyenne des pics droit (figure de gauche) et la moyenne des pics gauche (figure de droite)

La figure 4.6 nous montre les graphiques Bland Altman pour la moyenne des pics maximums à gauche et à droite.

On observe que toutes les moyennes des pics maximums des participants sont présentes dans l'intervalle compris entre 33.0 et -29.0 N (+ 1.96SD et -1.96SD) pour le coté droit hormis un participant avec une moyenne 63 N et une différence de 50 N. Pour le côté gauche, on a qu'un seul participant en dehors de la limite d'acceptation qui est de 26 à -26 N (+ 1.96SD et -1.96SD) qui a une moyenne proche de 65 N et une différence d'environ 40 N. On observe du coté droit un biais de mesure qui est de 2.0 ($p > 0.1$, donc le biais n'est pas dû au hasard) pour le coté gauche nous avons un biais de 0.35 ($p > 0.1$, on peut écarter l'hypothèse que notre biais de mesure n'est pas du à un évènement aléatoire).

CHAPITRE 5

DISCUSSION

Cette étude a pour objectif de montrer la capacité des capteurs inertiels pour analyser la propulsion en FRM lors de la phase de poussée pour éventuellement remplacer les capteurs de force (e.g SmartWheel). L'étude cherchait à montrer la possibilité de l'utilisation du modèle Hammerstein-Wiener dans l'identification de la dynamique complexe (e.g la dynamique entre le poignet et la roue de FRM). L'étude a été menée sur les données de 12 participants volontaires et sains dans un couloir rectiligne à l'ÉTS.

Pour permettre d'atteindre ces objectifs, un algorithme a été développé pour obtenir dans un premier temps le moment médio-latéral lors de la phase de poussée pendant la propulsion en FRM, par la suite, les forces antéro-postérieures et verticales, correspondant à M_z , F_x et F_y , respectivement.

Nous souhaitons remplacer les plates-formes de force (e.g SmartWheel) lors de l'analyse de la propulsion en FRM par des capteurs inertiels pour permettre une analyse ambulatoire, ce qui actuellement est difficilement réalisable avec des plates-formes de force dues à la limitation de celles-ci. En effet, la Smartwheel permet une acquisition précise et fiable en laboratoire ou de façon ambulatoire, mais dans des conditions contrôlées. De plus, une autre limitation de la SmartWheel est son aspect financier, en effet, le prix d'acquisition d'une SmartWheel est élevé et le constructeur de la SmartWheel ne permet plus son acquisition, car l'entreprise n'existe plus. Pour effectuer ceci, nous avons développé un algorithme en utilisant des capteurs inertiels sur les poignets et nous avons identifié un modèle permettant d'obtenir les variables citées plus haut.

Pour répondre à cette question, nous avons choisi d'utiliser le modèle Hammerstein-Wiener, plutôt que des modèles multlicorps, car celui-ci est limité dans sa prédiction(Lin *et al.*, 2011). En effet, les auteurs modélisent la résultante de la force et son orientation. Nous avons aussi choisi de ne pas utiliser des méthodes récentes l'intelligence artificielle ou l'apprentissage pro-

fond, car le modèle Hammerstein-Wiener nous à permis d'identifier un modèle avec seulement 15 cycles de poussé, comparé a la littérature. (Aguilar, 2013) a utilisée les données de 25 participants et la moitié des données de validation du dernier participant en appliquant la technique LOSO (Leave One Subject Out) pour l'entraînement de leur modèle d'apprentissage profond et (Hernandez *et al.*, 2018) on utilisée 70 % des cycles mesurés (3996 cycles) pour identifier leur modèle en utilisant un réseau de neurones récurrent. Dans notre cas, aussi nous utilisons que 7 convolutions (trois convolutions linéaires et 4 convolutions non linéaires), alors que l'apprentissage profond utilisé dans la littérature utilise un réseau de neurones comprenant une quantité opération dans chaque neurone conséquent. Ensuite, notre modèle nécessite que trois entrées alors que la littérature présentée dans ce manuscrit utilise alors que (Hernandez *et al.*, 2018) ont utilisé 36 entrées et (Aguilar, 2013) a utilisée 6 entrées.

Sur ces trois études seulement Aguilar a développé une méthodologie pour effectuer des analyses ambulatoires, nous allons donc nous concentrer sur la comparaison des résultats de l'étude la plus récente et l'étude la plus proche de notre méthodologie.

5.1 Analyse de la prédiction de M_z

La prédiction de moment propulseur médio-latérale obtient des résultats qui démontrent que chez 12 participants, nous avons une moyenne de l'erreur RMS de 1.4 ± 0.5 N.m, une erreur MAE moyenne de 1.1 ± 0.4 N.m à droite et une erreur RMS de 1.5 ± 0.7 N.m, une erreur MAE moyenne de 1.2 ± 0.6 N.m entre (-20 % et 120 % de la phase de poussée) et une erreur moyenne sur le pic maximum de 7.9 ± 5.0 % pour la roue droite et 7.9 ± 4.1 % sur la roue gauche, malheureusement, la littérature est très pauvre sur la prédiction de moment propulseur médio-latérale (M_z).

Cela étant dit, pour nous permettre de comparer a la littérature, nous allons exprimer la résultante de la force produite par le moment propulseur M_z prédit en utilisant l'équation (5.1), avec R_{roue} le rayon de la main courante de la SmartWheel.

$$F = \frac{M_z}{R_{roue}} \quad R_{roue} = 0.2667m \quad (5.1)$$

En utilisant les résultats obtenus plus haut, on obtient pour l'erreur MAE, une erreur de 4.0 ± 2.5 N pour la roue droite et 4.4 ± 2.2 N. (Aguilar, 2013) a obtenu une MAE de 5.92 N et une MAPE de 17.9 %. (Hernandez *et al.*, 2018) a obtenu une erreur inférieure à 8 N. Pour (Hernandez *et al.*, 2018) nous obtenons donc une erreur inférieure. La différence reste que Hernandez et son équipe de recherche ont effectué son analyse sur un simulateur. Son étude est non ambulatoire. Nous obtenons une erreur plus faible que Aguilar, mais sur une population saine alors que l'étude citée s'est concentrée sur une population de blessés médullaires. On observe que nos résultats sont dans la continuité de l'étude de Aguilar, en particulier dans l'aspect ambulatoire.

5.2 Analyse de la prédiction de F_x et F_y

La prédiction de la force antéro-postérieure (F_x) entre -20 % et 120 % du cycle de poussée expriment des erreurs RMS de 5.8 ± 1.5 N pour la droite et 7.2 ± 5.2 N pour la gauche, pour l'erreur MAE, on obtient 4.5 ± 1.1 N et 5.7 ± 4.3 N, pour la droite et la gauche, respectivement. Pour l'erreur sur le pic maximum de force, on observe une erreur de 28.1 ± 26.8 % d'erreur pour la droite et 58.2 (+/- 86.3) % pour la gauche. Les erreurs obtenues sur le pic de force maximum s'expliquent par le fait que nous avons dans nos erreurs certains participants qui nous donnent des prédictions aberrantes, car le patron moyen adressé au modèle diffère aux phases de poussée effectuée lors de l'acquisition.

La prédiction de la force verticale (F_y) entre -20% et 120 % du cycle de poussée adressent des erreurs RMS de 11.4 ± 7.2 N, 11.8 ± 7.8 N pour la droite et la gauche, respectivement. L'erreur MAE est de 9.0 ± 5.4 N pour la droite et 9.3 ± 6.1 N pour la gauche. Pour ce qui est du pic de force maximum on a une différence entre la prédiction et la mesure de 24.5 ± 18.0 N et 28.4 ± 22.5 N pour la droite et la gauche, respectivement.

Pour nous permettre une comparaison avec la littérature, nous allons mettre en place une résultante issue de l'équation (5.2).

$$F_{resultante} = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (5.2)$$

On obtient donc les résultats de l'erreur MAE de 10.1 N et 10.9 N en moyenne, pour la droite et la gauche, respectivement. On constate que l'erreur sur la résultante de la force sur le cycle globale chez (Hernandez *et al.*, 2018) est plus faible que nos résultats de 2 N au minimum. L'erreur Aguilar est plus faible que la nôtre, mais il est intéressant de noter que cette étude a effectué son analyse sur des personnes atteintes de blessure médullaire. Il est important de rappeler que cette recherche s'est concentrée sur la prédiction de pic maximum de forces sur une fenêtre de 10 secondes, donc en comparant cette donnée avec nos propres pics de force, on obtient 13.6 N à droite et 16.2 N à gauche. Ces résultats divergent des résultats de ces deux études décrites plus haut (8 N d'erreur pour l'équipe d'Hernandez et 5.92 N d'erreur pour Aguilar).

Il est possible que les résultats de F_x et F_y s'expliquent par la méthode moins optimisée qui fut utilisée pour M_z , en effet, seulement 111 modèles ont été identifiés pour F_x et F_y alors que pour M_z nous avons modéliser 9621 modèles.

5.3 Analyse statistique selon la représentation graphique de Bland-Altman

Pour le moment médio-latéral (M_z), l'étude de Bland-Altman permet d'affirmer que la prédiction sur la roue droite et gauche, pour 11 participants sur 12, avec un biais de mesure de 0.31 N.m pour la droite et 0.15 N.m pour la gauche, la mesure obtenue par les capteurs inertiels n'est pas différent que la mesure obtenue par la SmartWheel sur le pic du moment maximum. La probabilité qui stipule que le biais de mesure n'est pas significatif. La littérature ne nous donne pas de comparaison pour notre analyse de Bland-Altman sur les pics maximum.

Pour la force antéro-postérieure (F_x), l'étude de Bland-Altman permet d'affirmer que la prédiction sur la roue droite de la force antéro-postérieure en employant des capteurs inertiels sont, pour tous les participants, avec un biais de mesure de -2.2 mesures la même chose que la SmartWheel, sur le pic de force maximum, avec une probabilité que le biais de mesure soit significatif. Pour la roue gauche, la prédiction de la force antéro-postérieure en recourant aux capteurs inertiels sont, pour 11 des 12 participants, avec un biais de mesure de -2.4, avec une probabilité qui stipule que nous avons une différence significative. La littérature ne nous donne pas de comparaison pour notre analyse de Bland-Altman sur les pics maximum.

Pour la force verticale (F_y), on a pour la gauche et la droite, l'étude de Bland-Altman permet d'affirmer que la prédiction sur la roue droite et gauche de la force verticale en utilisant les capteurs inertiels sont, pour 11 participants sur 12, avec un biais de 2.0 à droite et 0.35 à gauche, mesure sensiblement la même chose que la SmartWheel, sur le pic de force maximum, avec une probabilité qui démontrent que le biais de mesure n'est pas significatif. La littérature ne nous donne pas de comparaison pour notre analyse de Bland-Altman sur les pics maximum.

Donc notre méthode permet d'obtenir pour le pic maximum de la force de F_y et le pic maximum du moment de M_z de avec une précision suffisante, dans le cas d'une propulsion linéaire, aussi bien que la SmartWheel.

5.4 Limitation de l'étude

Notre étude présente plusieurs limites.

La première est que nous avons mis en place nos prédictions sur un trajet linéaire, et non curvilinéaire. Notre algorithme de prédiction a été mis en place pour la détermination du modèle du moment propulseur, puis pour déterminer la force antéro-postérieure et verticale, nous nous sommes basés sur les résultats obtenus pour M_z , cela est dû à une limite de temps dans ma recherche. Nous avons dû réduire le nombre de cycles prédits par participant, dû à la variabilité des participants (i.e chaque participant n'a pas effectué le même nombre de cycles). Une autre

limite, par manque de temps dans ma recherche, a été la dénormalisation de nos prédictions. En effet, nous utilisons la valeur RMS du moment (ou Force) exprimé par la SmartWheel.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Le développement de nos modèles présentés dans ce mémoire nous indique plusieurs contributions à la recherche. Le modèle Hammerstein-Wiener fut très peu décrit dans la littérature (i.e la littérature sur la propulsion en fauteuil roulant et IMUs). De plus, il existe un vide de littérature sur la prédiction (ou estimation) du moment propulseur M_z . Ensuite, pour ce qui est de la prédiction du pic maximum de force (ou moment), notre étude statistique nous confirme la possibilité d'utiliser des IMUs pour remplacer la mesure obtenue par la SmartWheel.

Ce projet de maîtrise permettra plusieurs retombées pour la suite de la conception du simulateur de fauteuil roulant, mais aussi dans l'analyse de la propulsion en fauteuil roulant.

L'utilisation d'un modèle prédictif pourrait permettre le remplacement des SmartWheels dans le simulateur de fauteuil roulant manuel, mais aussi le remplacement des roues instrumentées dans l'analyse de la propulsion en fauteuil roulant manuel. Nous cherchons donc à déterminer les composantes mesurées par la SmartWheels en utilisant des capteurs inertiels.

L'exploration d'une nouvelle utilisation des IMU dans l'analyse de la propulsion en fauteuil roulant manuel. En effet, l'utilisation d'IMU performant a déjà été utilisée à plusieurs reprises dans la littérature pour décrire la cinématique, mais aussi d'autres variables d'analyse qui ne sont pas directement accessibles par les capteurs inertiels.

Le développement d'un modèle permettant une analyse de la propulsion de façon ambulatoire. L'utilisation d'IMU peut permettre une analyse dans un environnement différent de celui du laboratoire, car l'aspect ambulatoire de ces capteurs permet l'acquisition de données en situation réelle.

Bien que dans la modélisation d'une fonction de transfert pour le moment de propulsion M_z et les forces de réaction appliquée sur la main courante F_x et F_y peuvent dépendre de la délimitation de la phase de poussée, du choix de fonction non linéaire du modèle Hammerstein-Wiener,

nous avons choisi de prédire seulement la phase de poussée de la propulsion en fauteuil roulant, mais les données de la phase de recouvrement sont tout de même présentes pour de futures études. De plus, nous n'avons pas exploré l'impact des facteurs anthropométriques sur la prédiction de la propulsion en FRM (âge, sexe, taille, poids, etc.) du sujet. (Boninger *et al.*, 1999) nous n'avons pas exploré l'influence du type de FRM utilisé ni de la rugosité du sol sur la prédiction de la phase de poussée. Les modèles développés lors de cette étude ont été enregistrés et sont aussi disponibles pour de futures études.

Pour la continuité du projet, il serait intéressant de développer la prédiction sur des trajectoires curvilinéaire dont les données sont déjà existantes, et par la suite a d'autres conditions de propulsion, en mettant en place une étude avec un éventail de vitesse et sur une trajectoire non horizontale (i.e trajectoire ayant un dénivelé). Notre projet constitue aussi des points importants à améliorer. Une des limites de notre étude est l'obtention des cycles dénormalisés, il serait intéressant d'explorer une nouvelle méthode de normalisation. En effet, pour dénormaliser les forces et moments de réaction sur la main courante il nous est encore nécessaire d'utiliser la mesure de la SmartWheel. De façon assez similaire, il est nécessaire d'obtenir une nouvelle méthode pour obtenir le patron moyen normalisé de la valeur prédite (i.e patron F_x , F_y et M_z). Ensuite, ma méthodologie a été fonctionnelle dans les conditions de ce projet, mais il serait intéressant d'améliorer la méthodologie pour obtenir des modèles plus fidèle pour les forces de réaction sur la main courante (i.e F_x et F_y).

Pour ce qui est du modèle Hammerstein-Wiener, je recommande l'utilisation de celui-ci pour développer d'autre modèle dans des domaines différents que ceux abordés dans ce projet (e.g le domaine de la marche). Il serait aussi intéressant de mettre en place des études comparatives entre les méthodes obtenues entre le modèle Hammerstein-Wiener et sa boucle de commande et les techniques actuellement utilisées dans l'apprentissage machine et l'apprentissage profond, notre revue de littérature nous a permis d'observer une seule étude qui les a comparées.

ANNEXE I

TABLEAU DÉTAILLÉE DES RÉSULTATS DE PRÉDICTION

1. Phase de vérification

1.1 Prédiction de Mz

Tableau-A I-1 Tableau des erreurs de prédiction de Mz normalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N.m/N.m		Erreur moyenne MAE du cycle en N.m/N.m	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.2 (0.0)	0.1 (0.0)	0.1 (0.0)	0.1 (0.0)
S003	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	0.1 (0.0)
S004	0.2 (0.1)	0.1 (0.0)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)
S005	0.1 (0.0)	0.2 (0.0)	0.1 (0.0)	0.2 (0.0)
S006	0.2 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	0.1 (0.0)
S007	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)
S008	0.1 (0.0)	0.2 (0.0)	0.1 (0.0)	0.1 (0.0)
S009	0.3 (0.0)	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.1)
S010	0.2 (0.0)	0.2 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)
S011	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.1 (0.1)
S012	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.0)
S013	0.4 (0.1)	0.3 (0.0)	0.2 (0.1)	0.3 (0.0)
Total	0.2 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)

Tableau-A I-2 Tableau des erreurs de prédiction de Mz normalisées sur le pic maximum lors de la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N.m/N.m		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.1 (0.1)	0.1 (0.1)	5.5 (3.6)	3.7 (2.7)
S003	0.1 (0.1)	0.1 (0.1)	5.0 (3.7)	5.0 (3.1)
S004	0.1 (0.1)	0.1 (0.1)	6.7 (5.1)	4.2 (3.8)
S005	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)	5.5 (3.3)	10.9 (3.9)
S006	0.1 (0.1)	0.1 (0.1)	5.8 (4.7)	4.5 (2.7)
S007	0.2 (0.1)	0.1 (0.1)	10.3 (5.1)	8.1 (7.0)
S008	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)	5.1 (3.3)	8.8 (4.4)
S009	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)	5.8 (5.1)	9.4 (7.4)
S010	0.1 (0.1)	0.1 (0.1)	6.9 (3.9)	7.1 (6.7)
S011	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)	7.0 (6.1)	9.1 (6.7)
S012	0.1 (0.1)	0.1 (0.1)	7.7 (4.5)	5.3 (3.4)
S013	0.4 (0.2)	0.3 (0.1)	23.9 (8.9)	18.5 (6.5)
Total	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)	7.9 (5.0)	7.9 (4.1)

Tableau-A I-3 Tableau des erreurs de prédiction de Mz dénormalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N.m		Erreur moyenne MAE du cycle en N.m	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	1.2 (0.3)	0.8 (0.2)	0.9 (0.2)	0.7 (0.2)
S003	1.1 (0.3)	0.8 (0.2)	0.8 (0.2)	0.6 (0.2)
S004	1.1 (0.3)	1.0 (0.3)	0.8 (0.2)	0.8 (0.2)
S005	0.8 (0.2)	1.1 (0.3)	0.6 (0.2)	0.9 (0.2)
S006	1.6 (0.5)	1.4 (0.4)	1.4 (0.4)	1.1 (0.3)
S007	1.6 (0.4)	1.4 (0.4)	1.3 (0.3)	1.2 (0.4)
S008	0.9 (0.2)	1.6 (0.5)	0.7 (0.2)	1.3 (0.4)
S009	1.3 (0.2)	1.3 (0.3)	1.0 (0.1)	1.1 (0.3)
S010	2.2 (0.5)	2.7 (0.7)	1.8 (0.4)	2.2 (0.6)
S011	1.7 (0.6)	1.8 (0.8)	1.4 (0.5)	1.5 (0.7)
S012	1.3 (0.3)	1.2 (0.4)	1.0 (0.3)	0.9 (0.3)
S013	2.5 (0.6)	3.1 (0.5)	1.9 (0.4)	2.6 (0.4)
Total	1.4 (0.5)	1.5 (0.7)	1.1 (0.4)	1.2 (0.6)

Tableau-A I-4 Tableau des valeurs mesurées et prédites
des pics maximaux lors
de la phase de poussée en FRM

Sujet	Moyenne des pics maximum mesuré en N.m		Moyenne des pics maximum prédit en N.m	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	12.8 (1.3)	14.2 (1.4)	12.7 (1.3)	14.1 (1.2)
S003	9.4 (1.0)	9.2 (0.8)	9.7 (0.9)	9.2 (0.9)
S004	9.1 (1.0)	11.6 (1.0)	8.9 (0.9)	11.9 (1.0)
S005	10.4 (0.8)	10.2 (0.7)	10.0 (0.8)	9.6 (0.6)
S006	15.2 (1.9)	17.1 (1.9)	15.4 (1.7)	17.1 (1.5)
S007	10.2 (1.4)	9.6 (1.5)	11.5 (1.4)	10.1 (1.4)
S008	15.4 (1.9)	16.3 (1.5)	15.2 (2.0)	16.3 (1.1)
S009	8.3 (1.0)	8.4 (1.3)	8.2 (0.9)	8.8 (1.1)
S010	19.7 (2.0)	20.0 (2.0)	21.4 (1.9)	22.5 (2.2)
S011	17.0 (3.2)	19.3 (3.0)	17.7 (2.9)	19.1 (2.7)
S012	8.4 (1.1)	10.2 (1.3)	9.1 (1.2)	10.3 (1.1)
S013	10.1 (1.6)	16.0 (1.6)	9.9 (1.5)	15.0 (1.4)
Total	12.2 (3.8)	13.5 (4.1)	12.5 (4.1)	13.7 (4.4)

Tableau-A I-5 Tableau des erreurs de prédiction de Mz dénormalisées sur le pic maximum lors de la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N.m		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.7 (0.5)	0.5 (0.4)	5.5 (3.6)	3.7 (2.7)
S003	0.5 (0.3)	0.5 (0.3)	5.0 (3.7)	5.0 (3.1)
S004	0.6 (0.5)	0.5 (0.4)	6.7 (5.1)	4.2 (3.8)
S005	0.6 (0.4)	1.1 (0.4)	5.5 (3.3)	10.9 (3.9)
S006	0.9 (0.7)	0.8 (0.5)	5.8 (4.7)	4.5 (2.7)
S007	1.0 (0.8)	0.7 (0.6)	10.3 (8.2)	8.1 (7.0)
S008	0.8 (0.5)	1.5 (0.8)	5.1 (3.3)	8.8 (4.4)
S009	0.5 (0.5)	0.8 (0.6)	5.8 (5.1)	9.4 (7.4)
S010	1.3 (0.7)	1.4 (1.2)	6.9 (3.9)	7.1 (6.7)
S011	1.1 (0.9)	1.9 (1.5)	7.0 (6.1)	9.1 (6.7)
S012	0.6 (0.4)	0.6 (0.4)	7.7 (4.5)	5.3 (3.4)
S013	2.4 (1.0)	3.0 (1.2)	23.9 (8.9)	18.5 (6.5)
Total	0.9 (0.5)	1.1 (0.7)	7.9 (5.0)	7.9 (4.1)

1.2 Prédiction de Fx

Tableau-A I-6 Tableau des erreurs de prédiction de Fx normalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N/N		Erreur moyenne MAE du cycle en N/N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)	0.1 (0.0)
S003	1.1 (0.2)	0.2 (0.0)	1.0 (0.2)	0.2 (0.0)
S004	0.2 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.1)
S005	0.5 (0.1)	0.2 (0.1)	0.4 (0.1)	0.1 (0.0)
S006	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)
S007	0.7 (0.1)	0.9 (0.2)	0.6 (0.1)	0.7 (0.2)
S008	0.1 (0.0)	0.2 (0.1)	0.1 (0.0)	0.2 (0.1)
S009	0.6 (0.1)	0.5 (0.2)	0.4 (0.1)	0.4 (0.1)
S010	0.4 (0.2)	0.2 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)
S011	0.2 (0.1)	1.0 (0.2)	0.2 (0.1)	0.8 (0.1)
S012	0.5 (0.1)	0.6 (0.1)	0.4 (0.1)	0.5 (0.1)
S013	0.6 (0.2)	0.6 (0.1)	0.4 (0.1)	0.5 (0.1)
Total	0.5 (0.3)	0.4 (0.3)	0.4 (0.2)	0.3 (0.2)

Tableau-A I-7 Tableau des valeurs mesurées et
prédites des pics maximaux lors de la
phase de poussée en FRM

Sujet	Moyenne des pics maximum mesuré en N		Moyenne des pics maximum prédit en N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	27.3 (4.3)	50.7 (4.9)	22.6 (3.5)	45.3 (4.5)
S003	8.3 (1.8)	27.3 (3.6)	2.5 (0.7)	24.2 (3.6)
S004	33.8 (4.7)	25.6 (5.5)	32.2 (3.0)	22.4 (4.5)
S005	16.6 (4.5)	35.0 (3.8)	14.8 (3.5)	33.8 (3.5)
S006	62.0 (9.2)	55.3 (8.0)	60.5 (7.8)	51.1 (6.7)
S007	11.0 (3.3)	5.3 (5.3)	11.0 (2.3)	1.2 (1.2)
S008	44.2 (7.5)	44.0 (4.9)	40.8 (8.0)	38.5 (4.1)
S009	18.7 (9.8)	13.7 (4.4)	19.6 (10.8)	13.7 (3.9)
S010	33.1 (13.3)	53.4 (6.7)	32.1 (12.6)	54.3 (7.1)
S011	52.4 (8.9)	11.1 (5.2)	48.4 (7.1)	8.5 (2.8)
S012	16.8 (3.9)	3.0 (3.0)	18.4 (4.9)	5.0 (4.5)
S013	26.4 (4.5)	58.5 (7.9)	21.9 (3.9)	52.7 (7.1)
Total	29.2 (16.7)	31.4 (21.3)	31.4 (21.3)	29.0 (19.7)

Tableau-A I-8 Tableau des erreurs de prédiction de
 Fx normalisées sur le pic maximum lors de
 la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N/N		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)	19.9 (3.8)	14.9 (3.9)
S003	2 (0.4)	0.5 (0.2)	108.3 (16.1)	26.6 (10.5)
S004	0.3 (0.2)	0.4 (0.2)	15.1 (9.1)	20.0 (10.3)
S005	0.4 (0.3)	0.1 (0.1)	25.7 (15.3)	6.0 (4.2)
S006	0.2 (0.2)	0.2 (0.2)	14.3 (11.2)	13.7 (9.5)
S007	0.6 (0.5)	1.4 (0.8)	37.6 (37.0)	297.5 (449.5)
S008	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	9.4 (4.0)	13.4 (3.4)
S009	0.3 (0.3)	0.5 (0.4)	20.9 (14.8)	29.7 (20.3)
S010	0.2 (0.2)	0.1 (0.1)	13.7 (12.4)	7.9 (6.1)
S011	0.2 (0.1)	1.3 (0.7)	11.4 (4.8)	95.8 (131.2)
S012	0.6 (0.7)	0.2 (0.2)	34.7 (38.2)	146.9 (189.7)
S013	0.5 (0.2)	0.4 (0.1)	25.8 (7.1)	27.1 (6.5)
Total	0.5 (0.5)	0.5 (0.4)	28.1 (26.8)	58.3 (86.3)

Tableau-A I-9 Tableau des erreurs de prédiction de
Fx dénormalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N		Erreur moyenne MAE du cycle en N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	4.5 (1.1)	4.7 (1.0)	3.5 (0.8)	3.8 (0.8)
S003	5.0 (1.4)	3.7 (0.8)	4.3 (1.4)	2.8 (0.8)
S004	4.4 (1.6)	3.8 (0.8)	3.2 (1.0)	2.9 (0.6)
S005	5.0 (2.3)	4.1 (1.2)	4.1 (1.9)	3.0 (0.8)
S006	7.4 (2.3)	6.9 (2.7)	5.7 (1.8)	5.3 (2.0)
S007	3.7 (0.8)	6.3 (1.7)	3.8 (1.2)	5.0 (2.5)
S008	3.7 (0.8)	6.3 (1.7)	3.0 (0.6)	1.3 (0.4)
S009	6.7 (3.6)	4.3 (1.4)	5.3 (3.3)	3.3 (1.2)
S010	6.1 (1.4)	7.0 (2.0)	5.0 (1.2)	5.4 (1.5)
S011	7.9 (3.0)	6.5 (2.9)	5.9 (2.2)	5.2 (2.4)
S012	5.8 (2.0)	9.7 (4.0)	4.6 (1.8)	8.3 (3.6)
S013	8.4 (2.5)	23.0 (3.3)	6.2 (1.5)	18.3 (2.3)
Total	5.8 (1.5)	7.2 (5.2)	4.5 (1.1)	5.7 (4.3)

Tableau-A I-10 Tableau des erreurs de prédiction de
Fx dénormalisées sur le pic maximum lors de la
phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	5.5 (1.4)	7.6 (2.2)	19.9 (3.8)	26.6 (10.5)
S003	8.9 (2.2)	7.4 (3.3)	108.3 (16.1)	5.0 (3.1)
S004	5.3 (3.7)	5.4 (3.3)	15.1 (9.1)	20.0 (10.3)
S005	4.5 (3.1)	2.2 (1.7)	25.7 (15.3)	6.0 (4.2)
S006	8.9 (7.3)	7.7 (5.6)	14.3 (11.2)	13.7 (9.5)
S007	3.9 (3.5)	8.3(4.8)	37.6 (37.0)	297.5 (449.5)
S008	4.1 (1.7)	5.9 (1.8)	9.4 (4.0)	13.4 (3.4)
S009	4.1 (4.1)	4.1 (3.4)	20.9 (14.8)	29.7 (20.3)
S010	3.9 (2.9)	4.2 (3.2)	13.7 (12.4)	7.9 (6.1)
S011	6.2 (3.1)	8.8 (6.1)	11.4 (4.8)	95.8 (131.2)
S012	5.6 (5.6)	2.9 (3.2)	34.7 (38.2)	146.9 (189.7)
S013	6.9 (2.3)	15.9 (4.6)	25.8 (7.1)	27.1 (6.5)
Total	5.7 (1.8)	6.7 (3.6)	28.1 (26.78)	58.2 (86.3)

1.3 Prédiction de F_y

Tableau-A I-11 Tableau des erreurs de prédiction de F_y normalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N/N		Erreur moyenne MAE du cycle en N/N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.3 (0.0)	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)
S003	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)	0.2 (0.0)
S004	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)
S005	0.2 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)
S006	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)	0.3 (0.1)
S007	0.4 (0.1)	0.4 (0.1)	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)
S008	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)	0.1 (0.1)	0.2 (0.1)
S009	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)
S010	0.2 (0.1)	0.3 (0.1)	0.2 (0.0)	0.3 (0.1)
S011	0.3 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.1)	0.2 (0.0)
S012	0.4 (0.1)	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)	0.3 (0.1)
S013	1.6 (0.1)	1.4 (0.1)	1.2 (0.1)	1.1 (0.1)
Total	0.4 (0.4)	0.4 (0.3)	0.3 (0.3)	0.3 (0.3)

Tableau-A I-12 Tableau des valeurs mesurées et prédites
des pics maximaux lors de la
phase de poussée en FRM

Sujet	Moyenne des pics maximum mesuré en N		Moyenne des pics maximum prédit en N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	55.0 (6.0)	40.0 (6.5)	45.8 (8.6)	31.1 (5.5)
S003	50.6 (8.2)	53.9 (8.0)	47.0 (10.5)	56.0 (19.2)
S004	40.3 (11.0)	54.2 (8.8)	36.1 (8.9)	50.6 (9.3)
S005	64.4 (10.3)	47.7 (7.9)	71.4 (12.1)	51.6 (7.8)
S006	53.6 (12.1)	58.6 (7.5)	44.8 (10.3)	49.3 (8.5)
S007	45.1 (7.1)	46.5 (9.4)	44.5 (8.4)	46.1 (9.3)
S008	69.9 (9.4)	68.2 (7.9)	64.5 (10.8)	67.3 (13.7)
S009	38.4 (9.2)	36.2 (7.3)	36.3 (10.5)	31.8 (6.6)
S010	79.0 (11.6)	73.5 (14.0)	78.8 (15.3)	71.1 (18.9)
S011	103.3 (30.2)	111.9 (18.5)	102.5 (29.6)	102.4 (20.5)
S012	42.9 (9.2)	42.2 (6.4)	44.5 (13.0)	39.6 (9.2)
S013	38.0 (7.6)	45.7 (7.3)	88.8 (18.2)	85.9 (25.0)
Total	56.7 (19.6)	56.6 (20.7)	58.7 (22.0)	56.9 (21.5)

Tableau-A I-13 Tableau des erreurs de prédiction de F_y normalisées sur le pic maximum lors de la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N/N		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	1.7 (0.1)	0.5 (0.2)	26.6 (13.4)	29.3 (8.9)
S003	1.6 (0.1)	22.9 (17.6)	22.9 (17.6)	15.0 (12.7)
S004	1.7 (0.2)	0.5 (0.3)	26.7 (18.2)	29.6 (19.3)
S005	1.6 (0.1)	0.2 (0.2)	11.2 (8.9)	9.6 (12.3)
S006	1.8 (0.2)	0.5 (0.2)	32.3 (18.9)	31.7 (10.3)
S007	1.6 (0.1)	0.4 (0.5)	22.6 (17.3)	25.3 (29.1)
S008	1.8 (0.1)	0.3 (0.2)	10.6 (7.2)	14.1 (10.2)
S009	1.6 (0.1)	0.4 (0.3)	22.4 (13.1)	25.1 (15.8)
S010	1.8 (0.1)	0.5 (0.3)	11.0 (8.2)	26.1 (17.8)
S011	1.8 (0.1)	0.3 (0.2)	13.5 (9.2)	14.1 (8.9)
S012	1.6 (0.1)	0.4 (0.3)	17.7 (11.5)	24.7 (16.0)
S013	1.8 (0.1)	1.7 (0.2)	77.0 (8.7)	95.9 (4.0)
Total	1.7 (0.1)	0.5 (0.4)	24.5 (18.0)	28.4 (22.5)

Tableau-A I-14 Tableau des erreurs de prédiction
de F_y dénormalisées sur la phase
de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N		Erreur moyenne MAE du cycle en N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	9.5 (1.6)	6.8 (1.1)	7.5 (1.1)	5.5 (0.8)
S003	8.9 (1.4)	8.6 (2.4)	6.9 (1.9)	6.7 (1.7)
S004	7.4 (2.2)	10.4 (2.8)	5.8 (1.8)	8.1 (2.3)
S005	9.6 (3.2)	7.7 (2.4)	7.8 (2.7)	6.2 (2.1)
S006	9.5 (2.5)	11.3 (2.8)	7.2 (1.7)	9.1 (2.4)
S007	10.5 (2.3)	11.9 (3.4)	8.5 (2.0)	8.8 (2.8)
S008	5.6 (2.3)	7.9 (1.8)	4.5 (1.8)	6.1 (1.6)
S009	7.2 (2.4)	6.6 (1.9)	5.8 (2.0)	5.4 (1.6)
S010	10.7 (2.6)	13.8 (2.9)	8.6 (2.0)	10.7 (2.1)
S011	15.7 (5.3)	13.7 (4.3)	12.7 (4.5)	10.9 (3.5)
S012	9.4 (3.6)	8.1 (2.0)	7.7 (2.9)	6.5 (1.7)
S013	33.1 (6.5)	35.1 (7.2)	24.8 (2.9)	27.9 (5.0)
Total	11.4 (7.2)	11.8 (7.8)	9.0 (5.4)	9.3 (6.1)

Tableau-A I-15 Tableau des erreurs de prédiction de F_y dénormalisées sur le pic maximum lors de la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	14.4 (7.1)	11.9 (4.3)	26.6 (13.4)	29.3 (8.9)
S003	11.9 (10.4)	7.9 (6.6)	22.9 (17.6)	15.0 (12.7)
S004	11.5 (9.6)	17.0 (12.2)	26.7 (18.2)	29.6 (19.3)
S005	7.0 (5.5)	4.5 (5.6)	11.2 (8.9)	9.6 (12.3)
S006	18.0 (13.0)	18.5 (5.9)	32.3 (18.9)	31.7 (10.3)
S007	10.2 (7.8)	11.1 (11.7)	22.6 (17.3)	25.3 (29.1)
S008	7.4 (5.0)	9.4 (6.0)	10.6 (7.2)	14.1 (10.2)
S009	8.6 (5.6)	9.2 (6.0)	22.4 (13.1)	25.1 (15.8)
S010	8.3 (5.9)	18.0 (11.2)	11.0 (8.2)	26.1 (17.8)
S011	14.0 (11.1)	16.3 (11.1)	13.5 (9.2)	14.1 (8.9)
S012	8.1 (6.5)	10.4 (6.8)	17.7 (11.5)	24.7 (16.0)
S013	29.3 (7.5)	15.9 (4.6)	77.0 (8.7)	95.9 (4.0)
Total	12.4 (6.2)	14.8 (10.1)	24.5 (18.0)	28.4 (22.5)

2. Phase de validation

2.1 Prédiction de Mz

Tableau-A I-16 Tableau des erreurs de prédiction de Mz dénormalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N.m		Erreur moyenne MAE du cycle en N.m	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	1.0 (0.2)	0.7 (0.2)	0.8 (0.2)	0.6 (0.2)
S003	1.0 (0.1)	0.9 (0.1)	0.8 (0.1)	0.7 (0.1)
S004	1.2 (0.2)	1.2 (0.3)	1.0 (0.2)	1.0 (0.3)
S005	0.7 (0.1)	0.8 (0.1)	0.6 (0.1)	0.7 (0.1)
S006	1.8 (0.3)	1.4 (0.5)	1.5 (0.2)	1.2 (0.4)
S007	1.7 (0.2)	1.9 (0.3)	1.4 (0.2)	1.6 (0.2)
S008	1.1 (0.3)	2.0 (0.5)	0.9 (0.3)	1.7 (0.4)
S009	1.4 (0.2)	1.2 (0.2)	1.1 (0.2)	1.0 (0.2)
S010	2.1 (0.7)	2.9 (0.6)	1.7 (0.5)	2.2 (0.4)
S011	2.1 (0.5)	2.7 (0.5)	1.7 (0.4)	2.3 (0.5)
S012	1.5 (0.2)	1.5 (0.1)	1.2 (0.2)	1.2 (0.1)
S013	1.4 (0.2)	2.4 (0.2)	1.1 (0.2)	2.0 (0.2)
Total	1.4 (0.4)	1.6 (0.7)	1.2 (0.4)	1.4 (0.6)

Tableau-A I-17 Tableau des erreurs de prédiction de
Mz dénormalisées sur le pic maximum lors
de la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N.m/N.m		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	0.4 (0.3)	0.8 (0.6)	3.3 (2.6)	6.2 (2.7)
S003	0.4 (0.3)	0.5 (0.3)	5.9 (4.5)	7.2 (4.8)
S004	0.7 (0.5)	0.6 (0.5)	7.0 (4.5)	5.0 (3.3)
S005	0.4 (0.3)	0.7 (0.4)	4.8 (3.9)	7.7 (4.0)
S006	1.2 (0.5)	1.1 (0.9)	8.6 (3.8)	7.6 (6.7)
S007	1.1 (0.9)	1.0 (0.6)	14.8 (11.6)	11.4 (6.6)
S008	0.5 (0.3)	1.0 (0.8)	3.3 (1.9)	5.0 (4.1)
S009	0.6 (0.4)	1.6 (1.0)	6.1 (4.3)	5.5 (3.5)
S010	1.3 (1.1)	3.5 (1.5)	11.7 (10.1)	11.8 (7.9)
S011	1.1 (1.5)	0.7 (0.4)	7.0 (10.3)	18.8 (8.0)
S012	0.6 (0.4)	1.8 (0.4)	7.1 (5.6)	10.3 (6.4)
S013	0.7 (0.6)	0.3 (0.1)	7.7 (6.4)	18.1 (3.4)
Total	0.1 (0.0)	0.2 (0.1)	7.3 (3.3)	9.6 (4.7)

2.2 Prédiction de Fx

Tableau-A I-18 Tableau des erreurs de prédiction de Fx dénormalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N		Erreur moyenne MAE du cycle en N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	4.3 (0.6)	4.0 (0.7)	3.5 (0.6)	3.4 (0.6)
S003	24.5 (1.3)	3.3 (0.4)	21.8 (1.2)	2.8 (0.4)
S004	5.5 (1.1)	3.7 (0.7)	4.2 (0.9)	2.7 (0.5)
S005	3.4 (0.7)	3.7 (0.8)	2.6 (0.5)	2.9 (0.6)
S006	5.7 (1.0)	5.3 (1.3)	4.6 (0.8)	4.1 (1.0)
S007	15.9 (1.9)	30.3 (2.6)	13.0 (1.6)	28.8 (2.5)
S008	4.1 (1.3)	7.1 (1.2)	3.1 (1.0)	5.5 (0.9)
S009	9.2 (0.8)	11.5 (1.2)	7.7 (0.7)	10.0 (1.1)
S010	6.8 (2.2)	6.4 (1.1)	5.6 (1.8)	5.0 (0.8)
S011	7.7 (1.5)	9.7 (3.4)	5.5 (1.1)	8.0 (2.8)
S012	3.3 (0.7)	13.5 (2.4)	2.5 (0.5)	12.5 (2.3)
S013	4.8 (0.9)	11.6 (1.1)	3.7 (0.7)	9.2 (1.0)
Total	7.9 (6.3)	9.1 (7.5)	6.5 (5.6)	7.9 (7.3)

Tableau-A I-19 Tableau des erreurs de prédiction de
Fx dénormalisées sur le pic maximum lors de la
phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	5.4 (1.6)	5.6 (2.0)	17.6 (5.0)	16.4 (5.2)
S003	34.1 (3.4)	4.8 (1.4)	116.4 (12.1)	35.3 (6.3)
S004	4.4 (2.5)	3.8 (3.2)	11.9 (6.5)	13.7 (11.23)
S005	2.1 (1.4)	6.9 (2.8)	20.4 (11.5)	21.2 (8.7)
S006	2.8 (2.1)	2.8 (2.4)	4.5 (3.3)	5.3 (4.4)
S007	21.4 (10.0)	41.6 (4.5)	69.4 (32.2)	129.1 (2.8)
S008	3.8 (2.3)	5.4 (3.4)	8.4 (5.3)	10.9 (6.8)
S009	6.0 (3.4)	10.2 (9.3)	22.0 (12.3)	28.9 (23.2)
S010	6.5 (3.9)	4.9 (4.6)	23.7 (14.6)	11.0 (10.1)
S011	6.6 (6.1)	12.3 (8.7)	14.1 (13.9)	63.8 (31.6)
S012	4.3 (3.3)	18.3 (4.4)	54.6 (42.3)	133.6 (11.0)
S013	2.9 (2.5)	13.0 (6.4)	20.4 (16.4)	43.0 (19.5)
Total	8.3 (9.5)	10.8 (10.7)	32.0 (32.6)	42.7 (44.5)

2.3 Prédiction de Fy

Tableau-A I-20 Tableau des erreurs de prédiction de Fy dénormalisées sur la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne RMS du cycle en N		Erreur moyenne MAE du cycle en N	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	8.4 (1.8)	8.3 (1.0)	6.6 (1.4)	6.3 (0.7)
S003	4.9 (1.0)	9.1 (1.9)	3.6 (0.8)	6.5 (1.4)
S004	8.1 (1.7)	12.4 (3.4)	6.4 (1.3)	9.7 (2.7)
S005	6.8 (1.4)	6.0 (1.4)	5.3 (1.3)	4.6 (1.1)
S006	8.6 (2.3)	7.2 (2.0)	6.7 (1.9)	5.8 (1.6)
S007	8.3 (1.4)	7.0 (1.4)	6.6 (1.1)	5.6 (1.1)
S008	10.5 (3.0)	9.5 (2.7)	8.1 (2.1)	7.4 (2.2)
S009	6.0 (1.5)	4.5 (1.6)	4.8 (1.1)	3.6 (1.4)
S010	8.2 (2.4)	8.6 (2.1)	6.9 (1.9)	7.1 (1.7)
S011	13.4 (6.8)	16.4 (5.7)	11.0 (5.9)	13.2 (5.1)
S012	7.9 (1.2)	5.5 (0.9)	6.6 (1.0)	4.4 (0.7)
S013	37.3 (1.5)	21.2 (2.0)	29.9 (2.1)	18.1 (1.5)
Total	10.7 (8.7)	9.6 (4.8)	9.0 (7.0)	7.7 (4.1)

Tableau-A I-21 Tableau des erreurs de prédiction de F_y dénormalisées sur le pic maximum lors de la phase de poussée en FRM

Sujet	Erreur moyenne sur le pic en N		Erreur moyenne sur le pic en pourcentage	
	Droite	Gauche	Droite	Gauche
S002	18.3 (5.4)	15.5 (4.8)	33.3 (9.3)	30.2 (7.4)
S003	9.6 (6.6)	24.8 (5.7)	33.8 (22.5)	54.0 (9.5)
S004	11.8 (6.9)	21.1 (9.1)	31.3 (17.0)	39.9 (15.3)
S005	7.9 (6.6)	7.4 (6.3)	12.3 (10.1)	15.8 (12.5)
S006	8.5 (7.6)	9.7 (5.2)	16.0 (14.1)	22.3 (10.9)
S007	14.5 (4.7)	12.5 (5.0)	50.3 (13.6)	53.1 (18.7)
S008	20.1 (10.5)	16.3 (8.5)	31.7 (13.7)	25.4 (12.5)
S009	7.0 (4.0)	6.9 (4.1)	19.8 (10.7)	24.8 (13.0)
S010	9.5 (6.9)	11.8 (10.0)	21.3 (13.4)	24.9 (19.7)
S011	16.8 (15.7)	20.3 (16.3)	21.6 (13.0)	19.5 (15.0)
S012	4.9 (3.4)	2.7 (1.8)	14.1 (9.7)	11.1 (7.2)
S013	46.3 (7.5)	30.5 (6.4)	98.1 (8.1)	99.1 (9.8)
Total	14.6 (11.1)	15.0 (8.1)	32.0 (23.4)	35.0 (24.2)

ANNEXE II

FONCTIONS DE TRANSFERT

1. Fonction de transfert de Fx

$$H_1(z) = \frac{(1 - 0.98z^{-1})}{(1 - 0.94z^{-1})(1 - 0.99z^{-1})(1 + 0.45z^{-1} + 0.81z^{-2})} \quad (\text{A II-1})$$

$$H_2(z) = \frac{39.15(1 + 0.03z^{-1})}{(1 - 0.90z^{-1})(1 - 1.95z^{-1} + 0.96z^{-2})} \quad (\text{A II-2})$$

$$H_3(z) = \frac{-0.51(1 - 1.98z^{-1} + 0.98z^{-2})}{(1 - 0.36z^{-1})((1 - 1.98z^{-1} + 0.98z^{-2})(1 + 0.69z^{-1} + 0.83z^{-2}))} \quad (\text{A II-3})$$

2. Fonction de transfert de Fy

$$H_1(z) = \frac{-0.12(1 - 6.4z^{-1})(1 - 0.95z^{-1})(1 - 0.94z^{-1})}{(1 - 1.99z^{-1} + 0.99z^{-2})(1 - 1.99z^{-1} + 0.99z^{-2})} \quad (\text{A II-4})$$

$$H_2(z) = \frac{-0.43(1 + 0.67z^{-1})(1 - 1.01z^{-1})(1 - 2.01z^{-1} + 1.01z^{-2})}{(1 - 0.92z^{-1})(1 - 1.99z^{-1} + 0.99z^{-2})(1 + 1.088z^{-1} + 0.44z^{-2})} \quad (\text{A II-5})$$

$$H_3(z) = \frac{(1 - 0.99z^{-1})}{(1 - 0.99z^{-1})(1 + 0.89z^{-1})} \quad (\text{A II-6})$$

ANNEXE III

COEFFICIENT DE VARIATION DE LA CINÉMATIQUE DU POIGNET

Tableau-A III-1 Tableau des coefficients de variation de l'accélération du poignet et de la vitesse angulaire du coté droit

Sujet	Coefficient de variation sur l'accélération du poignet en %	Coefficient de variation sur la vitesse angulaire du poignet en %
S002	29.1	31.4
S003	26.6	30.9
S004	39.7	24.0
S005	37.2	23.4
S006	32.4	31.1
S007	39.9	40.1
S008	21.9	19.3
S009	43.2	36.3
S010	28.2	22.3
S011	38.2	32.2
S012	54.3	42.0
S013	34.7	27.3
Total	35.6	30.0

BIBLIOGRAPHIE

- Aguilar, A. M. O. (2013). *Towards monitoring wheelchair propulsion in natural environment using wearable sensors*. Repéré à <http://d-scholarship.pitt.edu/18311/>.
- Aissaoui, R. & Desroches, G. (2008). Stroke pattern classification during manual wheelchair propulsion in the elderly using fuzzy clustering. *J Biomech*, 41(11), 2438-45. doi : 10.1016/j.jbiomech.2008.05.020.
- Ancillao, A., Tedesco, S., Barton, J. & O'Flynn, B. (2018). Indirect Measurement of Ground Reaction Forces and Moments by Means of Wearable Inertial Sensors : A Systematic Review. *Sensors (Basel)*, 18(8). doi : 10.3390/s18082564.
- Asato, K. T., Cooper, R. A., Robertson, R. N. & Ster, J. F. (1993). SMART/sup Wheels/ : development and testing of a system for measuring manual wheelchair propulsion dynamics. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 40(12), 1320-1324. doi : 10.1109/10.250587.
- Bai, E.-W. & Giri, F. (2010). Introduction to Block-oriented Nonlinear Systems. Dans Giri, F. & Bai, E.-W. (Éds.), *Block-oriented Nonlinear System Identification* (pp. 3-11). London : Springer London. doi : 10.1007/978-1-84996-513-2_1.
- Bergamini, E., Morelli, F., Marchetti, F., Vannozzi, G., Polidori, L., Paradisi, F., Trallesi, M., Cappozzo, A. & Delussu, A. S. (2015). Wheelchair Propulsion Biomechanics in Junior Basketball Players : A Method for the Evaluation of the Efficacy of a Specific Training Program. *Biomed Res Int*, 2015, 275965. doi : 10.1155/2015/275965.
- Boninger, M., Cooper, R. A., Baldwin, M., Shimada, S. D. & Koontz, A. M. (1999). Wheelchair Pushrim Kinetics : Body Weight and Median Nerve Function. *Arch Phys Med Rehabil*, 80(910), 5.
- Boninger, M. L., Souza, A. L., Cooper, R. A., Fitzgerald, S. G., Koontz, A. M. & Fay, B. T. (2002). Propulsion patterns and pushrim biomechanics in manual wheelchair propulsion. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 83(5), 718-723. doi : 10.1053/apmr.2002.32455.
- Bregman, D. J., van Drongelen, S. & Veeger, H. E. (2009). Is effective force application in handrim wheelchair propulsion also efficient? *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, 24(1), 13-9. doi : 10.1016/j.clinbiomech.2008.09.003.
- Chenier, F. (2012). *DÉVELOPPEMENT D'UN SIMULATEUR DE PROPULSION EN FAUTEUIL ROULANT MANUEL AVEC BIOFEEDBACK HAPTIQUE*. (Thesis).
- Collinger, J. L., Boninger, M. L., Koontz, A. M., Price, R., Sisto, S. A., Tolerico, M. L. & Cooper, R. A. (2008). Shoulder biomechanics during the push phase of wheelchair propulsion : a multisite study of persons with paraplegia. *Arch Phys Med Rehabil*, 89(4), 667-76. doi : 10.1016/j.apmr.2007.09.052.

- Cooper, R. A. (1995). *Rehabilitation engineering applied to mobility and manipulation* (éd. 1st). Boca Raton : CRC Press. doi : <https://doi.org/10.1201/9781420050325>.
- Desroches, G. (2008). *Évaluation des chargements à l'épaule lors de la propulsion manuel en fauteuil roulant chez une population âgée*. (Thesis).
- GAGNON SHAIGETZ, V. (2017). *Quantification de l'effet d'un retour visuel immersif et nonimmersif sur la biomécanique de la propulsion en utilisant un simulateur haptique de fauteuil roulant manuel*. (Thesis).
- Giri, F. & Bai, E.-W. (2010). *Block-oriented nonlinear system identification*. Springer.
- Guo, L.-Y., Zhao, K. D., Su, F.-C. & An, K.-N. (2003). Moment generation in wheelchair propulsion. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H : Journal of Engineering in Medicine*, 217(5), 405-414. doi : 10.1243/095441103770802577. PMID : 14558653.
- Guo, Y., Storm, F., Zhao, Y., Billings, S. A., Pavic, A., Mazzà, C. & Guo, L.-Z. (2017). A New Proxy Measurement Algorithm with Application to the Estimation of Vertical Ground Reaction Forces Using Wearable Sensors. *Sensors*, 17(10), 2181. Repéré à <http://www.mdpi.com/1424-8220/17/10/2181>.
- Hernandez, V., Rezzoug, N., Gorce, P. & Venture, G. (2018). Wheelchair propulsion : Force orientation and amplitude prediction with Recurrent Neural Network. *J Biomech*, 78, 166-171. doi : 10.1016/j.jbiomech.2018.07.034.
- Hooke, A. W., Morrow, M. M., An, K.-N. & Kaufman, K. R. (2009). Capturing wheelchair propulsion kinematics using inertial sensors. *33rd American Society of Biomechanics conference*.
- Khalil, H. K. & Grizzle, J. (2002). *Nonlinear systems*. Prentice hall Upper Saddle River, NJ.
- Lin, C. J., Lin, P. C., Guo, L. Y. & Su, F. C. (2011). Prediction of applied forces in handrim wheelchair propulsion. *J Biomech*, 44(3), 455-60. doi : 10.1016/j.jbiomech.2010.09.029.
- Ljung, L. (1987). *System identification : theory for the user*. Prentice-hall.
- Martin Bland, J. & Altman, D. (1986). STATISTICAL METHODS FOR ASSESSING AGREEMENT BETWEEN TWO METHODS OF CLINICAL MEASUREMENT. *The Lancet*, 327(8476), 307-310. doi : [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(86\)90837-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(86)90837-8).
- Mayagoitia, R. E., V., N. A. & H., V. P. (2002). Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics : an inexpensive alternative to optical motion analysis systems. *Journal of Biomechanics*, 35, 5.
- Mishra, M., Derakhshani, R., Paiva, G. C. & Guess, T. M. (2011). Nonlinear surrogate modeling of tibio-femoral joint interactions. *Biomedical Signal Processing and Control*, 6(2), 164-174. doi : 10.1016/j.bspc.2010.08.005.

- Morrow, M. M. B., Lowndes, B., Fortune, E., Kaufman, K. R. & Hallbeck, M. S. (2017). Validation of Inertial Measurement Units for Upper Body Kinematics. *Journal of Applied Biomechanics*, 33(3), 227-232. doi : 10.1123/jab.2016-0120.
- Mâsse, L., Lamontagne, M. & O’Riain, M. (1992). Biomechanical analysis of wheelchair propulsion for various seating positions. *Journal of rehabilitation research and development*, 29(3), 12—28. Repéré à <http://europepmc.org/abstract/MED/1640378>.
- Paralyzed Veterans of America Consortium for Spinal Cord, M. (2005). Preservation of upper limb function following spinal cord injury : a clinical practice guideline for health-care professionals. *The journal of spinal cord medicine*, 28(5), 434-470. Repéré à <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16869091><https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/PMC1808273/>.
- Rao, S. S., Bontrager, E. L., Gronley, J. K., Newsam, C. J. & Perry, J. (1996). Three-dimensional kinematics of wheelchair propulsion. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 4(3), 152-160. doi : 10.1109/86.536770.
- Robertson, R. N., Boninger, M., Cooper, R. A. & Shimada, S. D. (1996). Pushrim Forces and Joint Kinetics During Wheelchair Propulsion. *Arch Phys Med Rehabil*, 77, 8.
- Sabick, M. B., Kotajarvi, B. R. & An, K.-N. (2004). A new method to quantify demand on the upper extremity during manual wheelchair propulsion 1 1No commercial party having a direct financial interest in the results of the research supporting this article has or will confer a benefit upon the author(s) or upon any organization with which the author(s) is/are associated. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 85(7), 1151-1159. doi : 10.1016/j.apmr.2003.10.024.
- Sauret, C. (2010). *Kinetics and energetics of manual wheelchair propulsion*. (Theses, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II). Repéré à <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00522091>.
- Shepherd, J. B., James, D. A., Espinosa, H. G., Thiel, D. V. & Rowlands, D. D. (2018). A Literature Review Informing an Operational Guideline for Inertial Sensor Propulsion Measurement in Wheelchair Court Sports. *Sports (Basel)*, 6(2), 1-11. doi : 10.3390/sports6020034.
- Slowik, J. S., Requejo, P. S., Mulroy, S. J. & Neptune, R. R. (2015). The influence of speed and grade on wheelchair propulsion hand pattern. *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, 30(9), 927-32. doi : 10.1016/j.clinbiomech.2015.07.007.
- Sonenblum, S. E., Sprigle, S. & Lopez, R. A. (2012). Manual Wheelchair Use : Bouts of Mobility in Everyday Life. *Rehabilitation Research and Practice*, 2012, 1-7. doi : 10.1155/2012/753165.
- Sprigle, S., Maurer, C. & Sorenblum, S. E. (2009). Load Redistribution in Variable Position Wheelchairs in People With Spinal Cord Injury. *Spinal Cord Med.*, 33(1), 6.

- Starrs, P., Chohan, A., Fewtrell, D., Richards, J. & Selfe, J. (2012). Biomechanical differences between experienced and inexperienced wheelchair users during sport. *Prosthet Orthot Int*, 36(3), 324-31. doi : 10.1177/0309364612448807.
- van der Slikke, R., Berger, M., Bregman, D. & Veeger, D. (2016). Push Characteristics in Wheelchair Court Sport Sprinting. *Procedia Engineering*, 147, 730 - 734. doi : <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.06.265>. The Engineering of SPORT 11.

LISTE DE RÉFÉRENCES

- Feghoul, A., Chenier, F. & Aissaoui, R. (2018a). Prédiction des forces et moments de réaction sur la main courante lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel en utilisant des capteurs inertiels. *20ème congrès annuel des étudiants du CRCHUM, présentation poster, Montréal.*
- Feghoul, A., Chenier, F. & Aissaoui, R. (2018b). Prédiction des forces et moments de réaction sur la main courante lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel en utilisant des capteurs inertiels. *Matinées de présentations éclaircies (Ma thèse en 180 secondes) du LIO (CRCHUM), Montréal.*
- Feghoul, A., Chenier, F. & Aissaoui, R. (2019a). Handrim Forces and Moments prediction during Manual Wheelchair Propulsion using Inertial sensors. *16th International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering and the 4th Conference on Imaging and Visualization, Columbia, New-York.*
- Feghoul, A., Chenier, F. & Aissaoui, R. (2019b). Prédiction du moments de réaction sur la main courante lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel en utilisant des capteurs inertiels. *39ème Journée de la recherche du POES et de la division d'orthopédie de l'université de Montréal à l'hôpital Sainte-Justine de Montréal.*
- Feghoul, A., Chenier, F. & Aissaoui, R. (2019c). Prédiction des forces et moments de réaction sur la main courante lors de la propulsion en fauteuil roulant manuel en utilisant des capteurs inertiels. *Soumission d'un résumé pour une présentation poster et une démonstration au 3ème Congrès Québécois de Recherche en Adaptation-Réadaptation, Montréal.*